

Techniques d'enquête

Remédier aux petites tailles d'échantillon, au biais de groupe de renouvellement et aux discontinuités dans les plans de sondage avec renouvellement de panel

par Jan A. van den Brakel et Sabine Krieg

Date de diffusion : le 17 décembre 2015



Comment obtenir d'autres renseignements

Pour toute demande de renseignements au sujet de ce produit ou sur l'ensemble des données et des services de Statistique Canada, visiter notre site Web à www.statcan.gc.ca.

Vous pouvez également communiquer avec nous par :

Courriel à STATCAN.infostats-infostats.STATCAN@canada.ca

Téléphone entre 8 h 30 et 16 h 30 du lundi au vendredi aux numéros sans frais suivants :

- Service de renseignements statistiques 1-800-263-1136
- Service national d'appareils de télécommunications pour les malentendants 1-800-363-7629
- Télécopieur 1-877-287-4369

Programme des services de dépôt

- Service de renseignements 1-800-635-7943
- Télécopieur 1-800-565-7757

Normes de service à la clientèle

Statistique Canada s'engage à fournir à ses clients des services rapides, fiables et courtois. À cet égard, notre organisme s'est doté de normes de service à la clientèle que les employés observent. Pour obtenir une copie de ces normes de service, veuillez communiquer avec Statistique Canada au numéro sans frais 1-800-263-1136. Les normes de service sont aussi publiées sur le site www.statcan.gc.ca sous « Contactez-nous » > « Normes de service à la clientèle ».

Note de reconnaissance

Le succès du système statistique du Canada repose sur un partenariat bien établi entre Statistique Canada et la population du Canada, les entreprises, les administrations et les autres organismes. Sans cette collaboration et cette bonne volonté, il serait impossible de produire des statistiques exactes et actuelles.

Signes conventionnels dans les tableaux

Les signes conventionnels suivants sont employés dans les publications de Statistique Canada :

- . indisponible pour toute période de référence
- .. indisponible pour une période de référence précise
- ... n'ayant pas lieu de figurer
- 0 zéro absolu ou valeur arrondie à zéro
- 0^s valeur arrondie à 0 (zéro) là où il y a une distinction importante entre le zéro absolu et la valeur arrondie
- ^p provisoire
- ^r révisé
- x confidentiel en vertu des dispositions de la *Loi sur la statistique*
- ^E à utiliser avec prudence
- F trop peu fiable pour être publié
- * valeur significativement différente de l'estimation pour la catégorie de référence ($p < 0,05$)

Publication autorisée par le ministre responsable de Statistique Canada

© Ministre de l'Industrie, 2015

Tous droits réservés. L'utilisation de la présente publication est assujettie aux modalités de l'[entente de licence ouverte](#) de Statistique Canada.

Une [version HTML](#) est aussi disponible.

This publication is also available in English.

Remédier aux petites tailles d'échantillon, au biais de groupe de renouvellement et aux discontinuités dans les plans de sondage avec renouvellement de panel

Jan A. van den Brakel et Sabine Krieg¹

Résumé

Les instituts nationaux de statistique font une grande utilisation des panels rotatifs, par exemple pour produire des statistiques officielles sur la population active. Les procédures d'estimation se fondent généralement sur les approches traditionnelles fondées sur le plan de sondage conformes à la théorie classique de l'échantillonnage. Un inconvénient important des estimateurs de cette classe est que les petites tailles d'échantillon entraînent de grandes erreurs-types et qu'ils ne sont pas robustes au biais de mesure. Deux exemples où les effets de biais de mesure deviennent apparents sont le biais de groupe de renouvellement dans les panels rotatifs et les différences systématiques dans les résultats d'une enquête dues à un remaniement important du processus sous-jacent. Dans cet article, nous appliquons un modèle de séries chronologiques structurel multivarié à l'enquête sur la population active des Pays-Bas pour produire des données mensuelles sur la population active qui se fondent sur un modèle. Le modèle réduit les erreurs-types des estimations en tirant parti des renseignements sur l'échantillon recueillis au cours des périodes précédentes, tient compte du biais de groupe de renouvellement et de l'autocorrélation induite par le panel rotatif, et modélise les discontinuités dues au remaniement de l'enquête. Nous examinons également l'utilisation des séries auxiliaires corrélées du modèle, qui vise à améliorer davantage l'exactitude des estimations du modèle. *Statistics Netherlands* utilise cette méthode pour produire des statistiques mensuelles officielles exactes sur la population active qui sont convergentes dans le temps, malgré le remaniement du processus d'enquête.

Mots-clés : Modèles de facteur commun; filtre de Kalman; biais de mesure; estimation sur petits domaines; modélisation structurelle de séries chronologiques; échantillonnage.

1 Introduction

Les enquêtes par échantillonnage répétées des instituts nationaux de statistique ont généralement pour but de produire des séries chronologiques qui décrivent l'évolution des paramètres d'intérêt d'une population finie. Les techniques d'estimation employées par ces instituts se fondent en grande partie sur le plan de sondage. Cela signifie que l'inférence statistique s'appuie principalement sur la structure stochastique du plan de sondage et que les modèles statistiques ne jouent qu'un rôle mineur. L'estimateur par la régression généralisée (estimateur GREG) (Särndal, Swensson et Wretman 1992) est un exemple de cette classe d'estimateurs. Il élargit ou pondère les observations obtenues dans l'échantillon au moyen de ce qu'on appelle les poids d'enquête, de sorte que la somme des observations pondérées est approximativement sans biais par rapport au plan pour le total inconnu de la population. Les poids d'enquête sont d'abord dérivés du plan de sondage, les poids étant égaux à l'inverse des probabilités d'inclusion des unités d'échantillonnage. La deuxième étape consiste à calibrer ces poids de sondage, de manière que la somme des variables auxiliaires pondérées de l'échantillon soit égale aux totaux de population connus. Selon l'approche assistée par modèle, l'estimateur GREG est dérivé d'un modèle de régression linéaire qui spécifie la relation entre les valeurs d'un certain paramètre d'intérêt et un ensemble de variables auxiliaires.

1. Jan A. van den Brakel, Département de méthodologie, Statistics Netherlands, C.P. 4481, 6401 CZ Heerlen, Pays-Bas et Département d'économie quantitative, Maastricht University School of Business and Economics, C.P. 616, 6200 MD Maastricht, Pays-Bas. Courriel : ja.vandenbrakel@cbs.nl; Sabine Krieg, Département de méthodologie, Statistics Netherlands, C.P. 4481, 6401 CZ Heerlen, Pays-Bas.

Cette classe d'estimateurs possède des propriétés qui la rend très attrayante pour la compilation de statistiques officielles en temps opportun. Les estimateurs GREG sont asymptotiquement non biaisés et convergents par rapport au plan de sondage (Isaki et Fuller 1982; Robinson et Särndal 1983), ce qui offre une forme de robustesse dans le cas des échantillons de grande taille. Si le modèle linéaire sous-jacent de l'estimateur GREG explique raisonnablement bien la variation du paramètre cible dans la population finie, l'utilisation de l'information auxiliaire entraîne une réduction de la variance par rapport au plan et du biais attribuable à la non-réponse sélective. Les erreurs de spécification du modèle pourraient accroître la variance par rapport au plan, mais l'estimateur GREG reste approximativement sans biais par rapport au plan. De ce point de vue, l'estimateur GREG est robuste aux erreurs de spécification du modèle. En outre, ces estimateurs nécessitent seulement un ensemble de poids pour estimer toutes les variables cibles possibles, ce qui constitue un avantage pratique attrayant dans les enquêtes polyvalentes.

Les principaux inconvénients des estimateurs GREG sont les variances relativement importantes par rapport au plan dans le cas des échantillons de petite taille, et le fait qu'ils ne traitent pas les erreurs de mesure de façon efficace. Dans les situations de ce genre, on peut utiliser des procédures fondées sur un modèle pour produire des estimations plus fiables. Ces estimateurs emploient les renseignements sur l'échantillon observés dans d'autres domaines ou durant des périodes antérieures au moyen d'un modèle statistique explicite, accroissant ainsi la taille effective de l'échantillon pour chaque domaine et période. En méthodologie d'enquête, on parle d'estimation sur petits domaines. Rao (2003) donne un aperçu complet de ce genre de technique d'estimation. Dans cet article, nous décrivons une approche d'estimation, fondée sur la modélisation structurelle de séries chronologiques, qui permet de composer avec les petites tailles d'échantillon et de régler les problèmes associés aux erreurs non dues à l'échantillonnage dans l'enquête sur la population active (EPA) des Pays-Bas.

Les statistiques mensuelles officielles sur la population active néerlandaise se fondent sur l'EPA des Pays-Bas, qui est une enquête avec renouvellement de panel. Les ménages répondants sont interviewés cinq fois à intervalles trimestriels, ce qui veut dire que cinq panels sont interviewés chaque mois. La procédure d'estimation de l'EPA est fondée sur l'estimateur GREG.

Le présent article résout trois grands problèmes associés à ce sondage. Le premier problème est que la taille de l'échantillon mensuel de l'EPA est trop faible pour permettre à l'estimateur GREG de produire des statistiques mensuelles officielles à jour sur l'emploi et le chômage. En conséquence, de nombreux instituts nationaux de statistique publient chaque mois des chiffres trimestriels mobiles sur la population active. Ces chiffres ont des inconvénients évidents : les variations saisonnières mensuelles sont lissées et les chiffres sont moins à jour puisque les publications mensuelles renvoient au dernier trimestre mobile plutôt qu'au dernier mois.

Le deuxième problème est qu'il existe des différences systématiques importantes entre les panels successifs en raison des effets de mode de collecte et de panel. Ce problème bien connu des plans avec renouvellement de panel est désigné dans la littérature sous le nom de biais de groupe de renouvellement (BGR) (Bailar 1975). Lorsque l'EPA est passée d'un plan transversal à un plan de sondage avec renouvellement de panel en octobre 1999, les effets du BGR sur les résultats de l'EPA sont devenus très apparents. C'est la raison pour laquelle des procédures qui tiennent compte de ce BGR ont été élaborées.

Le troisième problème est l'effet systématique sur les résultats de l'EPA du remaniement majeur du processus d'enquête qui a eu lieu en 2010. En général, les remaniements se répercutent sur les différentes sources d'erreurs non dues à l'échantillonnage dans un processus d'enquête et ont donc des effets

systématiques sur les résultats d'une enquête. Dans un processus de transition idéal, ces « discontinuités » sont quantifiées afin de préserver la convergence des séries et la comparabilité des résultats au fil du temps. Dans ce remaniement, le premier panel est mené en parallèle sous l'ancien et le nouveau plan de sondage pour une période de six mois, ce qui fournit une estimation directe des discontinuités dans le premier panel.

Pfeffermann (1991) a proposé un modèle de séries chronologiques structurel multivarié pour les panels rotatifs afin de renforcer l'estimation à l'aide de données accumulées au fil du temps et de tenir compte du BGR dans le niveau des séries mensuelles sur la population active. van den Brakel et Krieg (2009) ont appliqué ce modèle à l'EPA afin d'estimer le taux de chômage mensuel. Ils ont étendu le modèle afin de tenir compte du BGR dans le niveau et les variations saisonnières des séries mensuelles sur le taux de chômage. van den Brakel et Roels (2010) ont proposé d'utiliser une approche d'analyse des interventions pour estimer les discontinuités dues à un remaniement des enquêtes transversales, en remplacement d'une exécution en parallèle.

Dans cet article, le modèle proposé par Pfeffermann (1991) est étendu au moyen de cette approche d'intervention et des séries auxiliaires disponibles. Nous décrivons comment ce modèle accroît la précision des estimations directes en tirant parti des renseignements sur l'échantillon observés dans le passé et tient compte de l'autocorrélation dans les erreurs d'échantillonnage des différents panels, du BGR et des discontinuités associées à la transition à un nouveau processus d'enquête. Nous montrons comment ce modèle permet à *Statistics Netherlands* de publier des statistiques mensuelles officielles suffisamment fiables sur la population active plutôt que les chiffres trimestriels mobiles généralement publiés par les instituts nationaux de statistique. Nous illustrons la façon dont le modèle assure une transition sans heurts au nouveau plan de sondage en modélisant les discontinuités des variables d'intervention. Une question importante que nous aborderons concerne l'utilisation, dans le modèle de séries chronologiques, de l'information tirée de l'essai parallèle du premier panel. Enfin, nous montrons comment l'information auxiliaire disponible sur le nombre de personnes officiellement inscrites au bureau de placement peut être intégrée au modèle de séries chronologiques afin d'améliorer l'estimation des discontinuités ainsi que la précision des estimations des modèles.

La section 2 de l'article commence par une brève description de l'EPA et des problèmes associés au plan de sondage choisi. La section 3 présente le modèle de séries chronologiques proposé pour l'estimation des données mensuelles sur la population active. La section 4 décrit la mise en œuvre du modèle de séries chronologiques avant le remaniement et compare les résultats du modèle de séries chronologiques aux chiffres trimestriels mobiles. L'introduction du nouveau plan de sondage s'accompagne d'un essai parallèle de six mois, qui est décrit à la section 5. La section 6 propose six méthodes différentes pour régler les problèmes liés aux discontinuités induites par le remaniement. La section 7 compare les résultats obtenus au moyen de ces méthodes et justifie la méthode finalement choisie pour produire les statistiques officielles. Cet article se termine par une discussion à la section 8.

2 Conception de l'Enquête sur la population active (EPA) des Pays-Bas

L'objectif de l'EPA des Pays-Bas est de fournir des renseignements fiables sur la population active néerlandaise. Chaque mois, un échantillon d'adresses est tiré selon un plan en grappes stratifié à deux degrés. Les strates correspondent aux régions géographiques. Les municipalités sont considérées comme

les unités primaires d'échantillonnage et les adresses, comme les unités secondaires. Tous les ménages résidant à une adresse, jusqu'à concurrence de trois, sont inclus dans l'échantillon. Différentes sous-populations sont suréchantillonnées afin d'améliorer l'exactitude des statistiques officielles publiées. Ces sous-populations comprennent, par exemple, les personnes officiellement inscrites au bureau de placement et les sous-populations aux taux de réponse faibles.

Avant 2000, l'EPA était une enquête transversale. Depuis octobre 1999, l'EPA est menée selon un plan de sondage avec renouvellement de panel. Jusqu'au remaniement de 2010, les données du premier panel étaient recueillies par interview sur place assistée par ordinateur (IPAO). Les participants à l'enquête étaient réinterviewés quatre fois à intervalles trimestriels par interview téléphonique assistée par ordinateur (ITAO). Durant ces réinterviews, un questionnaire condensé a été utilisé pour établir les changements de situation de ces personnes sur le marché du travail. La taille mensuelle brute de l'échantillon pour le premier panel, qui était de 8 000 adresses en moyenne au moment de la transition de l'EPA à un plan avec renouvellement de panel, a progressivement diminué pour atteindre environ 6 500 adresses en 2012. Le taux de réponse est d'environ 55 % dans le premier panel et d'environ 90 % des ménages répondants du panel précédent dans les panels subséquents.

La procédure d'estimation de l'EPA commence avec l'estimateur GREG. Les probabilités d'inclusion reflètent le plan d'échantillonnage ainsi que les différents taux de réponse selon la région géographique. Le schéma de pondération est fondé sur une combinaison de différentes variables sociodémographiques catégoriques. Les paramètres clés de l'EPA sont la population active occupée, la population active en chômage et la population active totale, qui sont définis comme étant des totaux de population. Un autre paramètre important est le taux de chômage, défini comme étant le rapport entre la population active en chômage et la population active totale.

La figure 2.1 illustre le BGR pour la population active en chômage. Les séries d'estimations GREG du premier panel sont comparées à la moyenne des estimations GREG des quatre panels subséquents. Les estimations GREG pour la population active en chômage dans les panels subséquents sont systématiquement plus petites que dans le premier panel. Le BGR résulte de différentes erreurs non dues à l'échantillonnage comme la non-réponse sélective, l'attrition du panel, les effets de mode d'enquête, les effets dus aux différences entre le questionnaire IPAO et le questionnaire ITAO, et les effets de panel.

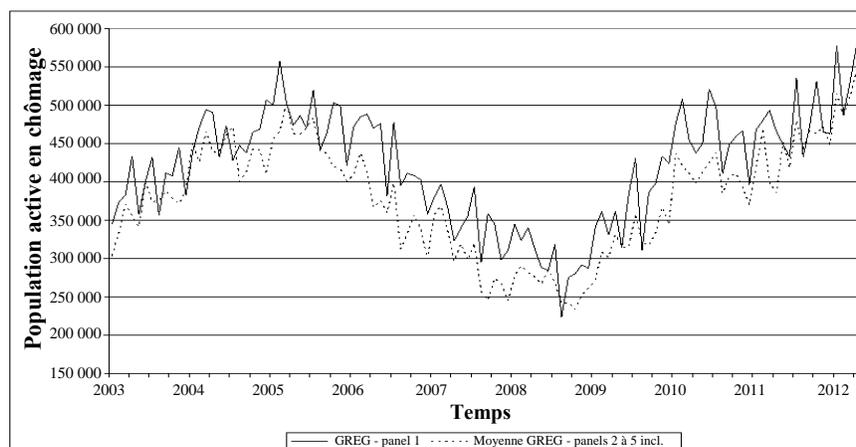


Figure 2.1 BGR - population active en chômage au niveau national; comparaison des estimations GREG fondées sur le panel 1 à la moyenne des séries d'estimations GREG fondées sur les panels 2 à 5 inclusivement.

Jusqu'en juin 2010, les chiffres trimestriels mobiles au sujet de la population active étaient publiés tous les mois. Une correction rigide a été appliquée au BGR. Pour les paramètres les plus importants, nous avons calculé le rapport entre les estimations fondées sur le premier panel seulement et les estimations fondées sur tous les panels à l'aide des données des 12 trimestres précédents. Nous avons multiplié les estimations des chiffres trimestriels mobiles par ce rapport pour corriger le BGR. En juin 2010, un modèle de séries chronologiques structurel a été mis en œuvre afin d'estimer les données mensuelles fondées sur un modèle plutôt que les chiffres trimestriels mobiles basés sur le plan concernant la population active. Ce modèle tient compte du BGR et remplace donc la correction par ratio.

Un remaniement majeur de l'EPA a été entrepris en 2010. Le principal objectif de ce remaniement était de réduire les coûts d'administration de cette enquête en remplaçant la collecte des données IPAO du premier panel par un mode de collecte combinant les IPAO et les ITAO. Les ménages qui ont un numéro de téléphone publié sont interviewés par téléphone, et les autres ménages sont interviewés sur place. Pour qu'il soit possible de recueillir les données du premier panel par ITAO, il a fallu abrégé le questionnaire du premier panel, puisqu'une interview téléphonique ne devrait pas prendre plus de 15 à 20 minutes. Certaines parties du questionnaire ont donc été transférées du premier au deuxième ou troisième panel. Pour éviter de confondre les développements réels avec les effets systématiques induits par le remaniement, il est important de quantifier ces discontinuités et de tenir compte de ces effets dans le modèle de séries chronologiques.

3 Estimation des données mensuelles sur la population active

Dans cette section, un modèle de séries chronologiques structurel multivarié est élaboré pour les données de l'EPA observées sous le plan avec renouvellement de panel. Le modèle compense les petites tailles d'échantillon par emprunt d'information au fil du temps afin d'améliorer la précision des estimations GREG, tient compte du BGR et de l'autocorrélation entre les panels qui ont suivi le panel rotatif et modélise les discontinuités dues au remaniement de l'EPA qui a eu lieu en 2010.

Soit \hat{Y}_t^j l'estimation GREG pour le paramètre de population inconnu, disons θ_j , basé sur le j^{e} panel observé au temps t , $j = 1, \dots, 5$. Comme les ménages répondants sont interviewés à intervalles trimestriels, il s'ensuit le j^{e} panel au temps t qui a été échantillonné pour la première fois au temps $t - 3j + 3$. Étant donné le schéma de renouvellement appliqué, les données de chaque mois sont recueillies auprès de cinq panels différents, et un vecteur $\hat{\mathbf{Y}}_t = (\hat{Y}_t^1, \hat{Y}_t^2, \hat{Y}_t^3, \hat{Y}_t^4, \hat{Y}_t^5)^T$ est observé. Il en résulte une série chronologique en cinq dimensions avec des estimations GREG pour la population active occupée et en chômage chaque mois. Pfeiffermann (1991) a proposé un modèle de séries chronologiques structurel multivarié pour ce genre de séries chronologiques afin de modéliser le paramètre de population d'intérêt et de tenir compte du BGR et de l'autocorrélation dans les erreurs d'échantillonnage. Cette approche est étendue pour inclure une composante d'intervention afin de modéliser les discontinuités du remaniement de l'enquête. Nous aboutissons ainsi au modèle de séries chronologiques suivant pour les cinq séries d'estimations GREG :

$$\hat{\mathbf{Y}}_t = \mathbf{1}_5 \theta_t + \lambda_t + \Delta_t \boldsymbol{\beta} + \mathbf{e}_t, \quad (3.1)$$

où $\mathbf{1}_5$ est un vecteur à cinq dimensions dont chaque élément est égal à 1, $\boldsymbol{\lambda}_t = (\lambda_t^1, \lambda_t^2, \lambda_t^3, \lambda_t^4, \lambda_t^5)^T$ est un vecteur possédant des composantes temporelles qui tiennent compte du BGR, $\Delta_t = \text{Diag}(\delta_t^1, \delta_t^2, \delta_t^3, \delta_t^4, \delta_t^5)$ est une matrice diagonale contenant des variables indicatrices qui changent de zéro à un au moment où l'enquête passe de l'ancien au nouveau plan de sondage, $\boldsymbol{\beta} = (\beta^1, \beta^2, \beta^3, \beta^4, \beta^5)^T$ est un vecteur à cinq dimensions avec coefficients de régression, et $\mathbf{e}_t = (e_t^1, e_t^2, e_t^3, e_t^4, e_t^5)^T$ sont les erreurs d'enquête correspondantes pour chaque estimation de panel.

Le paramètre de population θ_t en (3.1) peut se décomposer en composante de tendance, composante saisonnière et composante irrégulière, soit

$$\theta_t = L_t + S_t + \varepsilon_t. \quad (3.2)$$

Ici L_t désigne une composante de tendance stochastique, qui utilise le modèle dit de tendance lisse,

$$\begin{aligned} L_t &= L_{t-1} + R_{t-1}, \\ R_t &= R_{t-1} + \eta_t, \\ E(\eta_t) &= 0, \quad \text{Cov}(\eta_t, \eta_{t'}) = \begin{cases} \sigma_\eta^2 & \text{si } t = t' \\ 0 & \text{si } t \neq t'. \end{cases} \end{aligned} \quad (3.3)$$

Un test du rapport de vraisemblance indique que, dans cette application, le modèle de tendance linéaire local plus général, qui a un terme de perturbation pour le paramètre de pente R_t ainsi qu'un terme de perturbation pour le paramètre de niveau L_t , n'améliore pas l'ajustement aux données. L'inclusion d'un terme de perturbation pour le niveau augmente la log-vraisemblance de (3.1) avec 0,05 unités. Il en résulte une statistique du test du rapport de vraisemblance de 0,1. Selon l'hypothèse nulle voulant que le terme de perturbation de niveau soit égal à zéro, cette statistique de test est une variable aléatoire du khi carré avec 1 degré de liberté. En conséquence, cette hypothèse nulle est acceptée avec une valeur p de 0,75.

Par ailleurs, S_t désigne une composante saisonnière stochastique trigonométrique,

$$S_t = \sum_{l=1}^6 S_{l,t}, \quad (3.4)$$

où

$$\begin{aligned} S_{l,t} &= S_{l,t-1} \cos(h_l) + S_{l,t-1}^* \sin(h_l) + \omega_{l,t} \\ S_{l,t}^* &= S_{l,t-1}^* \cos(h_l) - S_{l,t-1} \sin(h_l) + \omega_{l,t}^*, \quad h_l = \frac{\pi l}{6}, \quad l = 1, \dots, 6, \\ E(\omega_{l,t}) &= E(\omega_{l,t}^*) = 0, \\ \text{Cov}(\omega_{l,t}, \omega_{l',t'}) &= \text{Cov}(\omega_{l,t}^*, \omega_{l',t'}^*) = \begin{cases} \sigma_\omega^2 & \text{si } l = l' \text{ et } t = t' \\ 0 & \text{si } l \neq l' \text{ ou } t \neq t' \end{cases}, \\ \text{Cov}(\omega_{l,t}, \omega_{l,t}^*) &= 0, \quad \forall l, \forall t. \end{aligned} \quad (3.5)$$

Enfin, ε_t désigne la composante irrégulière, qui contient la variation inexplicée du paramètre de population et qui est modélisée comme un processus de bruit blanc :

$$E(\varepsilon_t) = 0, \quad \text{Cov}(\varepsilon_t, \varepsilon_{t'}) = \begin{cases} \sigma_\varepsilon^2 & \text{si } t = t' \\ 0 & \text{si } t \neq t'. \end{cases} \quad (3.6)$$

Il n'est pas immédiatement évident que la composante de bruit blanc ε_t en (3.2) et celle des erreurs d'échantillonnage e_t en (3.1) sont toutes les deux identifiables. Les erreurs d'échantillonnage peuvent être séparées de la composante de bruit blanc parce que chaque échantillon est observé cinq fois et que la variance des erreurs d'échantillonnage ainsi que l'autocorrélation des erreurs d'échantillonnage induites par le chevauchement des échantillons du panel sont calculées directement à partir des données d'enquête. Les détails sont expliqués ci-après.

La tendance (3.3) reflète le changement graduel dans le paramètre de population, tandis que la composante saisonnière (3.4) représente les écarts mensuels systématiques par rapport à la tendance durant l'année. Pour plus de détails, voir Durbin et Koopman (2001). Les valeurs de θ_t sont reliées aux valeurs de la population des périodes précédentes au moyen de la composante (3.2). Cette composante montre comment les renseignements sur l'échantillon observés durant les périodes précédentes sont utilisés pour améliorer la précision des estimations de θ_t au cours d'une période donnée.

Les différences systématiques entre les panels subséquents, c'est-à-dire le BGR, sont modélisées en (3.1) avec λ_t . Le biais absolu des données mensuelles sur la population active ne peut pas être estimé seulement à partir des données de l'échantillon. Des restrictions additionnelles pour les éléments de λ_t sont donc requises pour identifier le modèle. Nous supposons ici qu'une estimation sans biais pour θ_t est obtenue sur le premier panel, c'est-à-dire \hat{Y}_t^1 . Cela implique que la première composante de λ_t est égale à zéro. Les autres éléments de λ_t mesurent les différences dépendantes du temps pour le premier panel. Contrairement à l'approche proposée par Pfeffermann (1991), qui suppose un BGR indépendant du temps, les λ_t^j sont modélisés sous forme de marches aléatoires pour $j = 2, 3, 4$, et 5. Il s'ensuit que

$$\lambda_t^1 = 0, \quad \lambda_t^j = \lambda_{t-1}^j + \eta_{\lambda,j,t}, \quad j = 2, 3, 4, 5, \quad (3.7)$$

$$E(\eta_{\lambda,j,t}) = 0, \quad \text{Cov}(\eta_{\lambda,j,t}, \eta_{\lambda,j',t'}) = \begin{cases} \sigma_\lambda^2 & \text{si } t = t' \text{ et } j = j' \\ 0 & \text{si } t \neq t' \text{ ou } j \neq j'. \end{cases}$$

Les discontinuités induites par le remaniement de 2010 sont modélisées avec le troisième terme en (3.1). La matrice diagonale Δ_t contient cinq variables d'intervention :

$$\delta_t^j = \begin{cases} 0 & \text{si } t < T_R^j \\ 1 & \text{si } t \geq T_R^j \end{cases}, \text{ pour } j = 1, 2, \dots, 5, \quad (3.8)$$

où T_R^j désigne le moment où le panel j passe de l'ancien au nouveau plan de sondage. En supposant que (3.2) modélise correctement l'évolution de la variable de population, les coefficients de régression en β peuvent être interprétés comme étant les effets systématiques du remaniement sur le niveau des séries observées dans les cinq panels. Harvey et Durbin (1986) ont été les premiers à proposer l'approche d'intervention avec modèles à espace d'états afin d'estimer l'effet de la loi concernant les ceintures de sécurité sur le nombre de victimes d'accidents de la route en Grande-Bretagne. Dans l'intervention par étapes (3.8), on suppose que le remaniement a seulement un effet systématique sur le niveau des séries.

Des interventions de rechange, par exemple pour la pente ou les composantes saisonnières, sont aussi possibles (voir Durbin et Koopman 2001, chapitre 3). Un remaniement pourrait affecter non seulement les estimations ponctuelles, mais aussi la variance des estimations GREG. La question est examinée dans le modèle de séries chronologiques pour les erreurs d'enquête.

Enfin, nous élaborons un modèle de séries chronologiques pour les erreurs d'enquête e_t en (3.1). Les estimations directes pour les variances par rapport au plan des erreurs d'enquête sont disponibles dans les microdonnées et sont intégrées au modèle de séries chronologiques à l'aide du modèle de l'erreur d'enquête $e_t^j = k_t^j \tilde{e}_t^j$ où $k_t^j = \sqrt{\text{Vâr}(\hat{Y}_t^j)}$, proposé par Binder et Dick (1990). Ici, $\text{Vâr}(\hat{Y}_t^j)$ désigne la variance estimative de l'estimateur GREG. Le choix des erreurs d'enquête proportionnelles à l'erreur-type des estimateurs GREG tient compte de la variance non homogène des erreurs d'enquête qui surviennent, par exemple en raison de la réduction graduelle de la taille des échantillons au cours des 10 dernières années.

L'échantillon du premier panel ne chevauche pas ceux des panels observés dans le passé. En conséquence, les erreurs d'enquête du premier panel, e_t^1 , ne sont pas corrélées avec les erreurs d'enquête du passé. Nous supposons donc que \tilde{e}_t^1 est un bruit blanc où $E(\tilde{e}_t^1) = 0$ et $\text{Var}(\tilde{e}_t^1) = \sigma_{e_1}^2$. Ainsi, la variance de l'erreur d'enquête est égale à $\text{Var}(e_t^1) = (k_t^1)^2 \sigma_{e_1}^2$, qui est approximativement égale à l'estimation directe de la variance de l'estimation GREG pour le premier panel si l'estimation du maximum de vraisemblance (MV) pour $\sigma_{e_1}^2$ est proche de 1.

Les erreurs d'enquête des deuxième, troisième, quatrième et cinquième panels sont corrélées avec les erreurs d'enquête des périodes précédentes. Les autocorrélations entre les erreurs d'enquête des panels subséquents sont estimées à partir des données d'enquête suivant l'approche proposée par Pfeffermann, Feder et Signorelli (1998). Dans cette application, il semble que nous pouvons facilement modéliser la structure d'autocorrélation pour les deuxième, troisième, quatrième et cinquième panels à l'aide d'un modèle AR(1) (van den Brakel et Krieg 2009). Nous supposons donc que $\tilde{e}_t^j = \rho \tilde{e}_{t-3}^{j-1} + v_t^j$, où ρ est le coefficient de autocorrélation de premier ordre, $E(v_t^j) = 0$, et $\text{Var}(v_t^j) = \sigma_{e_j}^2$ pour $j = 2, 3, 4, 5$. Comme \tilde{e}_t^j est un processus AR(1), $\text{Var}(e_t^j) = \sigma_{e_j}^2 (k_t^j)^2 / (1 - \rho^2)$. En conséquence, $\text{Var}(e_t^j)$ est approximativement égale à $\text{Vâr}(\hat{Y}_t^j)$, à condition que les estimations du MV pour $\sigma_{e_j}^2$ soient proches de $(1 - \rho^2)$.

Le remaniement de l'enquête effectué en 2010 pourrait affecter la variance des estimations GREG. Les différences systématiques de ces variances sont automatiquement prises en compte, car elles sont utilisées comme information a priori dans le modèle de séries chronologiques pour l'erreur d'enquête. Une autre possibilité serait de permettre différentes valeurs pour $\sigma_{e_j}^2$ avant et après le remaniement de l'enquête, ce qui peut être interprété comme une intervention sur l'hyperparamètre de variance de l'erreur d'enquête.

Les séries chronologiques auxiliaires peuvent être intégrées au modèle afin d'améliorer les estimations des discontinuités. Les séries auxiliaires fiables contiennent l'information utile pour séparer correctement les développements réels des discontinuités dans le modèle d'intervention. L'information auxiliaire aidera également à accroître la précision des estimations des modèles pour les données mensuelles sur le

chômage. Pour la population active en chômage, le nombre de personnes officiellement inscrites au bureau de placement est une variable auxiliaire potentielle à inclure dans le modèle.

Il y a différents moyens d'intégrer l'information auxiliaire au modèle. Une possibilité est simplement d'étendre le modèle de séries chronologiques (3.2) pour le paramètre de population de l'EPA au moyen d'une composante de régression pour la série auxiliaire, c'est-à-dire $\theta_t = L_t + S_t + bX_t + \varepsilon_t$, où X_t est la série auxiliaire et b est le coefficient de régression. Le principal inconvénient de cette approche est que la série auxiliaire expliquera en partie la tendance et l'effet saisonnier en θ_t , ne laissant qu'une tendance résiduelle et un effet saisonnier pour L_t et S_t , ce qui entrave l'estimation d'une tendance pour la variable cible.

Une autre approche, qui permet l'estimation directe d'une tendance filtrée pour θ_t , consiste à étendre le modèle (3.1) à l'aide de la série auxiliaire et à modéliser la corrélation entre les tendances de la série de l'EPA et de la série auxiliaire, ce qui donne le modèle suivant :

$$\begin{pmatrix} \mathbf{Y}_t \\ \mathbf{X}_t \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \mathbf{1}_5 \theta_t^{\text{EPA}} \\ \theta_t^R \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \lambda_t \\ 0 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \Delta_t \boldsymbol{\beta} \\ 0 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \mathbf{e}_t \\ 0 \end{pmatrix}. \quad (3.9)$$

La série de l'EPA et la série auxiliaire du registre ont chacune leur propre paramètre de population qui peut être modélisé au moyen de deux modèles de séries chronologiques distincts, soit $\theta_t^z = L_t^z + S_t^z + \varepsilon_t^z$, où $z = \text{EPA}$ ou $z = R$ (R désigne le registre), défini de la même façon qu'en (3.2). Comme la série auxiliaire se fonde sur un enregistrement, elle n'a ni BGR, ni discontinuité au moment du remaniement de l'EPA, ni composante d'erreur d'enquête.

Le modèle tient compte de la corrélation entre les perturbations de la pente de la tendance de l'EPA et la série auxiliaire, ce qui donne la définition suivante du modèle de la tendance lisse pour l'EPA et la série auxiliaire :

$$\begin{aligned} L_t^z &= L_{t-1}^z + R_{t-1}^z, \\ R_t^z &= R_{t-1}^z + \eta_t^z, \\ E(\eta_t^z) &= 0, \\ \text{Cov}(\eta_t^z, \eta_{t'}^z) &= \begin{cases} \sigma_{\eta^z}^2 & \text{si } t = t' \\ 0 & \text{si } t \neq t' \end{cases}, \quad z = \text{EPA}, R, \\ \text{Cov}(\eta_t^{\text{EPA}}, \eta_{t'}^R) &= \begin{cases} \vartheta \sigma_{\eta^{\text{EPA}}} \sigma_{\eta^R} & \text{si } t = t' \\ 0 & \text{si } t \neq t' \end{cases}, \end{aligned}$$

ϑ étant le coefficient de corrélation entre les séries. La corrélation entre les deux séries est déterminée par le modèle. Si le modèle détecte une forte corrélation, les tendances des deux séries iront dans la même direction plus ou moins simultanément. Le modèle (3.9) ne tient pas compte de la corrélation entre les perturbations de la composante saisonnière de la série de l'EPA et de la série auxiliaire. Les deux séries ont leur propre composante saisonnière S_t^z définie par (3.5). De la même manière, les deux séries ont

chacune leur propre bruit blanc ε_t^z pour la variation inexplicée. On suppose que ces bruits blancs, qui sont définis par (3.6), ne sont pas corrélés.

Les modèles (3.1) et (3.9) tiennent explicitement compte des discontinuités des différents panels au moyen de la composante d'intervention. Les estimations des variables cibles obtenues à l'aide de ces modèles ne sont donc pas affectées par l'effet systématique de la transition. Les modèles corrigent donc les discontinuités induites par le remaniement. Les estimations des modèles pour les variables cibles peuvent être interprétées comme étant les résultats observés selon l'ancienne méthode, là encore après la transition au nouveau plan de sondage. Il faut tenir compte de la discontinuité du premier panel dans les estimations des modèles pour les variables cibles afin de produire des chiffres qui peuvent être interprétés comme ayant été obtenus sous le nouveau plan.

La façon générale de procéder est d'exprimer le modèle dans ce qu'on appelle la représentation en espace d'états et d'appliquer le filtre de Kalman afin d'obtenir des estimations optimales pour les variables d'état (par exemple Durbin et Koopman 2001). On suppose que la distribution des perturbations est normale. Selon cette hypothèse, le filtre de Kalman produit des estimations optimales pour le vecteur d'états et les signaux. Les estimations pour les variables d'état pour la période t qui se fondent sur l'information disponible jusqu'à la période t inclusivement sont appelées estimations filtrées. Les estimations filtrées des vecteurs d'états antérieurs peuvent être mises à jour si de nouvelles données deviennent disponibles. Cette procédure porte le nom de lissage et donne des estimations lissées qui sont fondées sur la série chronologique entièrement observée. Dans cette application, on s'intéresse surtout aux estimations filtrées, car celles-ci se fondent sur l'ensemble complet de données qui seraient disponibles dans le processus régulier de production d'une estimation fondée sur un modèle pour le mois t .

L'analyse est effectuée à l'aide d'un logiciel développé dans OxMetrics en combinaison avec les sous-routines de SsfPack 3.0 (Doornik 2009; Koopman, Shephard et Doornik 2008). Toutes les variables d'état sont non stationnaires à l'exception des erreurs d'enquête. Les variables non stationnaires sont initialisées au moyen d'une loi a priori diffuse, autrement dit les espérances des états initiaux sont nulles et la matrice de covariance initiale des états est diagonale avec de grands éléments diagonaux. Les erreurs d'enquête sont stationnaires et donc initialisées par application d'une loi a priori appropriée. Les valeurs initiales pour les erreurs d'enquête sont égales à zéro et la matrice de covariance est obtenue à partir du modèle susmentionné pour les erreurs d'enquête. Dans Ssfpack 3.0, une fonction de log-vraisemblance diffuse exacte est obtenue à l'aide de la procédure proposée par Koopman (1997).

4 Mise en œuvre

Dans cette section, nous comparons les résultats obtenus avec le modèle de séries chronologiques à l'estimateur GREG pour la période précédant la transition au nouveau plan, puisque les données trimestrielles mobiles ne sont pas calculées avant et après la mise en œuvre du nouveau plan. Depuis juin 2010, le modèle (3.1) a été appliqué afin de produire des données mensuelles officielles sur la population active en chômage, la population active occupée et la population active totale au niveau national et pour six domaines (hommes et femmes dans trois groupes d'âge). Le modèle est appliqué séparément à chaque variable. On calcule les estimations en faisant la somme des effets de tendance et des effets saisonniers, ci-après dénommée le « signal ». En outre, des estimations de tendance sont publiées et remplacent les anciens chiffres désaisonnalisés. On utilise les premières années de la série GREG afin

d'obtenir des estimations stables pour les variables d'état du modèle (3.1). Une série de données mensuelles commençant en janvier 2003 est publiée au moment de la mise en œuvre.

Le tableau 4.1 donne une vue d'ensemble des estimations du MV des hyperparamètres et de l'autocorrélation des erreurs d'enquête. On évalue les hypothèses qui sous-tendent le modèle à espace d'états en vérifiant si les innovations standardisées suivent des lois normales indépendantes (Durbin et Koopman 2001, section 4.2.4). Les tests de normalité de Bowman-Shenton, les tests F pour l'hétéroscédasticité, les graphiques QQ, les graphiques des innovations standardisées et les corrélogrammes d'échantillon indiquent que ces hypothèses ne sont pas violées sous le modèle (3.1).

Tableau 4.1

Estimations du MV des hyperparamètres pour les données mensuelles sur la population active en chômage avant le remaniement de l'enquête. Les valeurs sont exprimées en écarts-types

Écart-type		Niveau national	Hommes 15-24	Femmes 15-24	Hommes 25-44	Femmes 25-44	Hommes 45-64	Femmes 45-64
Pente	$(\hat{\sigma}_\eta)$	2 079	248	179	724	463	412	228
Saisonnier	$(\hat{\sigma}_\omega)$	0,02	0,00	0,00	0,00	0,00	0,04	0,22
BGR	$(\hat{\sigma}_\lambda)$	905	941	468	268	669	3	335
Bruit blanc	$(\hat{\sigma}_\varepsilon)$	6 884	1 528	3 521	4 359	4 294	3 329	2
Erreur d'enquête - panel 1	$(\hat{\sigma}_{e1})$	1,07	0,98	1,11	1,04	0,89	0,99	1,14
Erreur d'enquête - panel 2	$(\hat{\sigma}_{e2})$	0,99	0,95	1,03	1,03	0,94	1,17	1,02
Erreur d'enquête - panel 3	$(\hat{\sigma}_{e3})$	1,01	1,06	1,12	1,03	0,96	1,04	0,92
Erreur d'enquête - panel 4	$(\hat{\sigma}_{e4})$	1,13	1,07	1,21	0,99	0,96	0,99	0,95
Erreur d'enquête - panel 5	$(\hat{\sigma}_{e5})$	1,06	1,00	1,03	0,99	0,99	1,08	0,87
Autocorrélation	$(\hat{\rho})$	0,21	0,13	0,12	0,39	0,22	0,44	0,38

Les estimations des hyperparamètres pour les erreurs d'enquête des panels 2, 3, 4 et 5 sont divisées par $(1 - \hat{\rho}^2)$. Les hyperparamètres pour les erreurs d'enquête se situent donc autour de 1, comme prévu.

Dans la figure 4.1, les estimations filtrées pour les données mensuelles sur la population active en chômage au niveau national, qui se fondent sur le modèle (3.1), sont comparées aux estimations GREG mensuelles et aux chiffres GREG trimestriels mobiles. Les deux estimations GREG sont corrigées du BGR au moyen de la méthode de correction par le rapport décrite à la section 2. Les trois séries sont au même niveau, puisque calibrées au niveau du premier panel. Les estimations GREG mensuelles affichent des pics et des creux plus prononcés que les estimations filtrées. Dans le modèle de séries chronologiques, ces fluctuations sont partiellement considérées comme des erreurs d'enquête et filtrées des estimations GREG. Les chiffres trimestriels mobiles ont une tendance saisonnière moins prononcée, car la moyenne des tendances mensuelles est calculée sur trois mois subséquents.

La figure 4.2 compare les estimations filtrées de la tendance aux estimations désaisonnalisées des données trimestrielles mobiles pour la population active en chômage au niveau national. Les données trimestrielles mobiles désaisonnalisées, calculées par X-12-ARIMA (U.S. Census Bureau 2009), ont été publiées avant la mise en œuvre de la nouvelle méthode d'estimation et sont disponibles jusqu'en mai 2010. Elles sont calculées en soustrayant les effets saisonniers des estimations originales. Outre la tendance, elles incluent les erreurs d'échantillonnage et autres irrégularités. Les chiffres trimestriels

mobiles désaisonnalisés et la tendance filtrée mesurent donc des concepts définis de façon légèrement différente. Après la mise en œuvre du modèle de séries chronologiques, les chiffres désaisonnalisés sont remplacés par la tendance filtrée. Il est donc intéressant d'examiner les différences entre les deux chiffres, surtout afin de déterminer l'ampleur des conséquences pour les utilisateurs de ces données.

Les niveaux des séries des figures 4.1 et 4.2 présentent de légères différences. Celles-ci découlent des grandes erreurs d'échantillonnage et des différentes méthodes employées pour tenir compte du BGR. Premièrement, les estimations GREG mensuelles et les estimations GREG trimestrielles mobiles sont plus sensibles aux grandes erreurs d'échantillonnage, contrairement au modèle de séries chronologiques, qui filtre les erreurs d'enquête des estimations GREG.

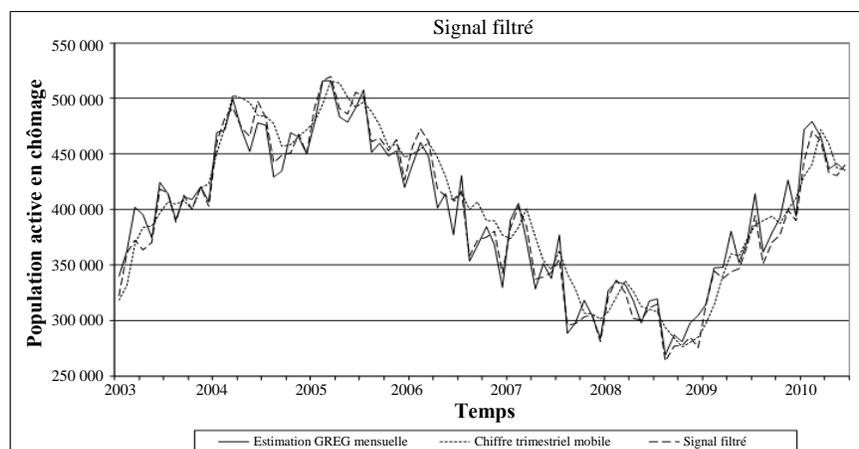


Figure 4.1 Estimations GREG mensuelles, estimations GREG trimestrielles mobiles et estimations filtrées mensuelles du modèle, population active en chômage au niveau national.

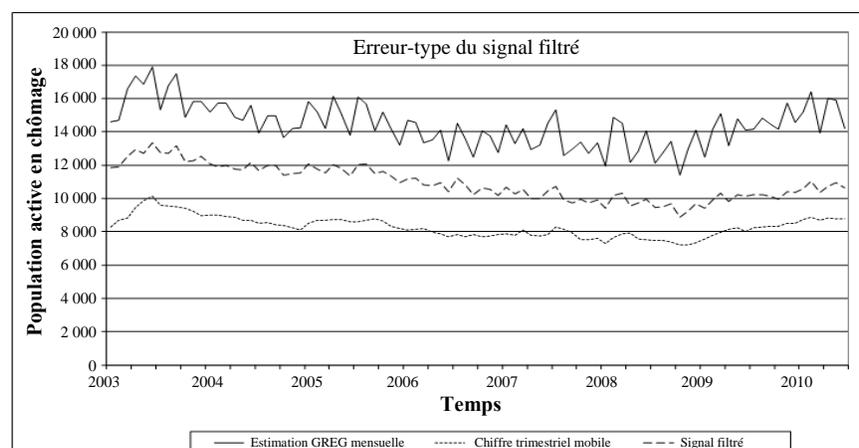


Figure 4.1 (suite) Erreur-type des estimations GREG mensuelles, estimations GREG trimestrielles mobiles et estimations filtrées mensuelles du modèle, population active en chômage au niveau national.

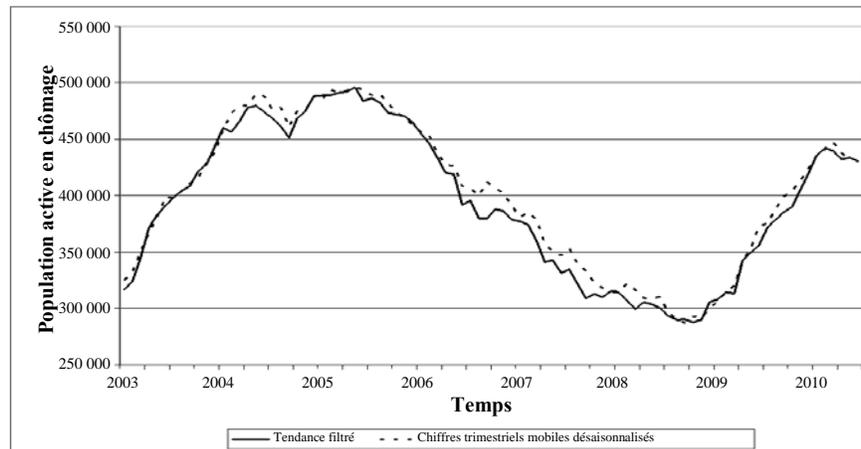


Figure 4.2 Chiffres trimestriels mobiles désaisonnalisés et estimations filtrées mensuelles de la tendance, population active en chômage au niveau national.

Deuxièmement, la correction du BGR pour les estimations GREG mensuelles et les chiffres trimestriels mobiles se fondent sur l'hypothèse rigide et non vérifiée d'un rapport constant sur une période de trois ans (voir la section 2). Dans le modèle de séries chronologiques, le BGR est modélisé sous forme de différences entre les panels et peut changer graduellement au fil du temps (voir l'équation (3.7)). Les estimations filtrées pour le BGR dans les données mensuelles sur la population active en chômage au niveau national sont représentées à la figure 4.3. Cette figure montre que l'hypothèse d'un rapport constant sur une période de trois ans n'est pas défendable, car la valeur absolue du BGR augmente durant une période où la population active en chômage est à la baisse. Il est donc peu probable que le rapport utilisé pour corriger les chiffres trimestriels mobiles soit constant sur des périodes de trois ans. L'évaluation du modèle n'indique pas que les hypothèses sous-tendant le modèle de séries chronologiques (3.1) ne sont pas satisfaites. On peut donc s'attendre à ce que l'approche par modélisation des séries chronologiques permette d'obtenir une correction de BGR plus fiable.

Troisièmement, la méthodologie de X-12-ARIMA suppose qu'il n'y a pas d'autocorrélation dans les erreurs d'échantillonnage. Il est évident que cette hypothèse n'est pas satisfaite dans un panel rotatif. Pfeffermann et coll. (1998) ont montré que l'application de X-12-ARIMA aux séries présentant des erreurs d'enquête autocorrélées fausse les estimations de la tendance. Cela explique partiellement les différences entre la tendance filtrée et les données trimestrielles mobiles désaisonnalisées de la figure 4.2.

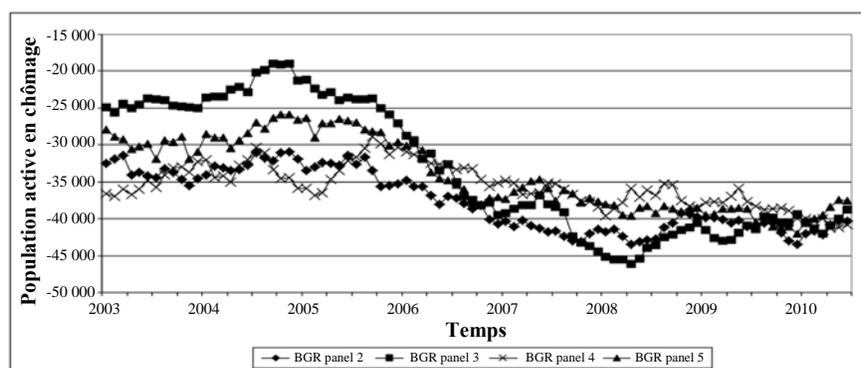


Figure 4.3 Estimations filtrées du BGR dans les données mensuelles sur la population active en chômage au niveau national.

Les erreurs-types des estimations GREG mensuelles et des chiffres trimestriels mobiles se fondent sur la variance par rapport à l'approximation de Taylor de l'estimateur GREG (Särndal et coll. 1992, chapitre 6). On suppose que le rapport utilisé pour corriger le BGR est connu, bien que basé sur les échantillons de trois ans. Les erreurs-types des estimations filtrées ignorent l'incertitude associée à l'utilisation des estimations du MV pour les hyperparamètres. Le tableau 4.2 compare la moyenne des erreurs-types sur les 24 derniers mois pour les trois méthodes considérées pour la population active en chômage, au niveau national et pour les six domaines. La figure 4.1 compare les erreurs-types au niveau national pour les trois méthodes et pour la série complète. Dans tous les cas, le modèle de séries chronologiques a substantiellement amélioré la précision des estimations GREG mensuelles. Dans presque tous les cas, les erreurs-types des chiffres trimestriels mobiles sont plus petites que celles des estimations de modèles. Pour les domaines des hommes de 15 à 24 ans et des femmes de 45 à 64 ans, la précision des estimations de modèles est semblable à celle des chiffres trimestriels mobiles. Néanmoins, le modèle de séries chronologiques produit des estimations mensuelles suffisamment fiables pour remplacer les chiffres trimestriels mobiles par des données mensuelles, ce qui compense les désavantages susmentionnés des chiffres trimestriels mobiles. Par ailleurs, il n'est pas facile de déterminer comment les chiffres trimestriels mobiles peuvent être corrigés du BGR étant donné les discontinuités induites par le remaniement de 2010.

Tableau 4.2
Erreurs-types moyennes, population active en chômage sur 24 mois (juillet 2008 – juin 2010)

	Niveau national	Hommes 15-24	Femmes 15-24	Hommes 25-44	Femmes 25-44	Hommes 45-64	Femmes 45-64
Estimation trimestrielle mobile	8 118	3 126	2 831	4 041	3 809	3 452	3 260
Estimation GREG mensuelle	14 172	5 448	4 885	7 083	6 662	6 046	5 676
Estimation du modèle	10 082	3 247	3 439	5 075	4 749	4 119	3 269
Modèle ratio et chiffre trimestriel mobile	1,24	1,04	1,21	1,26	1,25	1,19	1,00
Modèle ratio et estimation GREG mensuelle	0,71	0,60	0,70	0,72	0,71	0,68	0,58

Un artefact de l'application du modèle (3.1) à chaque variable et domaine séparément est que la somme des estimations sur l'ensemble des domaines n'est pas exactement égale à l'estimation au niveau national et que la somme de la population active occupée et de la population active en chômage n'est pas exactement égale à la population active totale pour chaque domaine et au niveau national. Avec l'estimateur GREG, ces estimations sont convergentes par définition, puisqu'on utilise un ensemble de poids pour compiler toutes les estimations requises. Les restrictions susmentionnées pour les estimations des modèles sont rétablies au moyen d'une fonction de Lagrange appropriée, qui répartit les divergences sur les estimations des modèles en proportion des estimations de l'EQM. Des renseignements détaillés figurent en annexe. Enfin, les taux de chômage correspondent au rapport entre l'estimation du modèle pour la population active en chômage et la population active totale pour les six domaines et au niveau national.

Les estimations de domaine fondées sur un modèle pour les données mensuelles sur la population active occupée et la population active en chômage sont incluses comme terme de pondération dans l'estimateur GREG pour les données trimestrielles et annuelles. Cela permet d'assurer la convergence des données mensuelles, trimestrielles et annuelles sur la population active et de corriger le BGR des estimations GREG des données trimestrielles et annuelles.

5 Remaniement de l'Enquête sur la population active des Pays-Bas

Comme il est expliqué dans la section 2, l'EPA a été remaniée en 2010. On a quantifié les discontinuités induites par ce remaniement en menant le premier panel parallèlement sous l'ancien et le nouveau plan pour une période de six mois, soit de janvier à juin 2010. Chaque mois, deux échantillons séparés de la taille habituelle pour les échantillons mensuels ont été prélevés dans la population cible conformément au plan d'échantillonnage de l'EPA. Un échantillon a été traité selon l'ancien plan et l'autre a été traité selon le nouveau plan, ce qui a rendu possible une estimation directe des discontinuités pour les principaux paramètres du premier panel.

Surtout en raison de contraintes budgétaires, les panels subséquents n'ont pas été menés parallèlement sous l'ancien et le nouveau plan. Les discontinuités possibles ont été quantifiées suivant l'approche d'intervention décrite à la section 3. Dans le modèle de séries chronologiques, les résultats des panels subséquents sont étalonnés au niveau du premier panel. Il est crucial de mesurer le premier panel de la façon la plus exacte possible, en tenant compte des discontinuités susceptibles de découler d'un remaniement. Il a donc été décidé de procéder à un essai parallèle suffisamment important pour le premier panel et d'utiliser l'approche d'intervention pour les autres panels. Les estimations des discontinuités de l'essai parallèle ainsi que les variables d'intervention du modèle de séries chronologiques représentent l'effet combiné de tous les facteurs qui ont changé simultanément lors du remaniement de l'enquête.

Dans l'essai parallèle, 19 150 ménages ont répondu sous l'ancien plan et 16 906 ménages, sous le nouveau plan. Le tableau 5.1 compare les résultats des travaux sur le terrain sous l'ancien et le nouveau plans, pour les ménages avec et sans numéro de téléphone publié. Dans l'ensemble, le taux de réponse est plus faible pour les ménages sans numéro de téléphone publié. Cette différence peut s'expliquer par le fait que ce segment de la population se compose généralement de groupes difficiles à joindre, comme les jeunes et les migrants. Par ailleurs, le taux de réponse est plus faible selon l'ITAO que selon l'IPAO pour les ménages qui ont un numéro de téléphone publié. Les pourcentages de cas sans réponse et d'erreurs dans la base de sondage augmentent substantiellement en utilisant l'ITAO au lieu de l'IPAO. Les principales erreurs dans la base de sondage sont les adresses non existantes ou inoccupées sous l'IPAO et les lignes téléphoniques fermées sous l'ITAO. Les autres motifs de non-réponse comprennent la maladie, par exemple.

Le tableau 5.2 résume les résultats d'estimation de l'essai parallèle pour la population active en chômage. Au niveau national, la transition au nouveau plan a ajouté environ 55 000 personnes au nombre total mensuel de chômeurs. On note des fluctuations considérables des différences sur les six mois de l'essai parallèle, probablement en raison des grandes erreurs d'échantillonnage des estimations GREG. Une forte augmentation des différences a été observée au cours des deux derniers mois de l'essai parallèle, particulièrement au niveau national. Cette hausse peut s'expliquer en partie par le faible taux de réponse sous le nouveau plan durant ces deux mois.

Il a été décidé de produire des chiffres mensuels officiels à l'aide des données obtenues sous l'ancien plan jusqu'en juin 2010. Après l'essai parallèle, on a utilisé toutes les données obtenues sous l'ancien plan pour compiler les chiffres mensuels officiels. Aussi, depuis juillet 2010, les données sont basées sur le nouveau plan à partir de janvier 2010 pour le premier panel, d'avril 2010 pour le deuxième panel, de juillet 2010 pour le troisième panel, et ainsi de suite.

Tableau 5.1
Aperçu des résultats des travaux sur le terrain – essai parallèle du premier panel

ANCIEN PLAN						
Catégorie	I PAO – avec téléphone		I PAO – sans téléphone		total	
	ménages	%	ménages	%	ménages	%
Total	20 813	100,0 %	14 469	100,0 %	35 282	100,0 %
Erreurs de base de sondage	769	3,7 %	1 039	7,2 %	1 808	5,1 %
Non contacté	618	3,0 %	463	3,2 %	1 081	3,1 %
Problèmes linguistiques	390	1,9 %	878	6,1 %	1 268	3,6 %
Refus	4 909	23,6 %	3 112	21,5 %	8 021	22,7 %
Aucun contact	889	4,3 %	1 455	10,1 %	2 344	6,6 %
Non-réponse (autre)	921	4,4 %	689	4,8 %	1 610	4,6 %
Réponse complète	12 317	59,2 %	6 833	47,2 %	19 150	54,3 %

NOUVEAU PLAN						
Catégorie	ITAO		I PAO		total	
	ménages	%	ménages	%	ménages	%
Total	20 234	100,0 %	13 345	100,0 %	33 579	100,0 %
Erreurs de base de sondage	1 539	7,6 %	982	7,4 %	2 521	7,5 %
Non contacté	1	0,0 %	428	3,2 %	429	1,3 %
Problèmes linguistiques	317	1,6 %	788	5,9 %	1 105	3,3 %
Refus	4 545	22,5 %	2 903	21,8 %	7 448	22,2 %
Aucun contact	2 233	11,0 %	1 333	10,0 %	3 566	10,6 %
Non-réponse (autre)	963	4,8 %	641	4,8 %	1 604	4,8 %
Réponse complète	10 636	52,6 %	6 270	47,0 %	16 906	50,3 %

Pour analyser les différences dans la répartition des réponses entre l'ancien et le nouveau plan, il faut comparer les colonnes de résultats.

Tableau 5.2
Comparaison des estimations GREG sous le nouveau et l'ancien plans pour les données mensuelles sur la population active en chômage, premier panel (×1 000), erreurs-types entre parenthèses : différence significative au seuil de signification de 5 % indiquée avec *

	Niveau national	Hommes 15-24	Femmes 15-24	Hommes 25-44	Femmes 25-44	Hommes 45-64	Femmes 45-64
Données mensuelles sur la population active en chômage sous le nouveau plan – moyenne sur la période de janvier à juin	475	67	56	103	101	80	68
Différence entre le nouveau et l'ancien plans – données mensuelles sur la population active en chômage							
Moyenne sur la période de janvier à juin	55*(17)	19*(6)	7 (6)	-1 (9)	20*(8)	6 (8)	4 (7)
Différence par mois							
Janvier	56 (39)	13 (14)	1 (14)	-15 (21)	-16 (18)	52*(18)	22 (15)
Février	38 (42)	41*(16)	9 (17)	-10 (22)	24 (21)	-41*(18)	15 (18)
Mars	1 (41)	-2 (15)	-11 (13)	-18 (21)	29 (21)	6 (19)	-4 (14)
Avril	55 (40)	-2 (13)	17 (17)	17 (21)	36 (20)	0 (17)	-13 (16)
Mai	70 (44)	20 (15)	17 (13)	12 (27)	14 (21)	4 (20)	3 (15)
Juin	110*(41)	41*(15)	10 (14)	6 (21)	35 (18)	13 (20)	5 (17)

6 Prise en compte des discontinuités dans le modèle de séries chronologiques

Comme l'essai parallèle l'a démontré, le remaniement a produit des discontinuités dans la série de données mensuelles sur la population active. Pour éviter une grave erreur de spécification du modèle, il faut inclure le terme d'intervention Δ, β dans le modèle (3.1). On peut aussi se demander comment faire une utilisation efficace de l'information disponible sur les discontinuités du premier panel, obtenue lors de l'essai parallèle, dans le modèle de séries chronologiques. Dans cet article, nous examinons six méthodes différentes pour utiliser l'information disponible tirée de l'essai parallèle dans les modèles (3.1) et (3.9).

Méthode 1 : Modèle (3.1) utilisant une loi a priori diffuse pour toutes les variables d'intervention.

Les coefficients de régression indépendants du temps des variables d'intervention pour les cinq panels sont inclus dans le vecteur d'états et initialisés au moyen d'une loi a priori diffuse (Durbin et Koopman 2001, sous-section 6.2.2). Nous pouvons appliquer facilement le filtre de Kalman pour estimer les coefficients de régression. Cette approche ne tient pas compte de l'information sur les discontinuités tirée de l'essai parallèle. L'approche est intéressante, car la comparaison de l'estimation du modèle de séries chronologiques pour la discontinuité du premier panel aux estimations directes obtenues lors de l'essai parallèle montre à quel point l'approche d'intervention permet d'estimer les discontinuités.

Méthode 2 : Modèle (3.1) utilisant une loi a priori exacte pour la variable d'intervention du premier panel.

On intègre les estimations directes des discontinuités tirées de l'essai parallèle au modèle en utilisant une loi a priori informative pour l'initialisation de β^1 . Pour ce faire, on peut utiliser ces estimations dans le vecteur d'états initial pour β^1 et leurs variances estimées comme mesure de l'incertitude pour β^1 dans la matrice de covariance du vecteur d'états initial.

Méthode 3 : Modèle (3.1) où le coefficient de régression de la variable d'intervention pour le premier panel est égal à l'estimation directe moyenne pour la discontinuité obtenue lors de l'essai parallèle.

Une autre façon possible d'utiliser l'estimation directe des discontinuités du premier panel comme information a priori dans le modèle (3.1) est de supposer que le coefficient de régression pour l'intervention dans le premier panel est indépendant du temps et égal à la valeur moyenne de la discontinuité observée dans l'essai parallèle, soit

$$\bar{\beta}^1 = \frac{1}{6} \sum_{t=\tilde{t}}^{\tilde{t}+5} (\hat{Y}_t^{\text{Nouveau}} - \hat{Y}_t^{\text{Ancien}}),$$

où \tilde{t} désigne le début de l'essai parallèle en janvier 2010. Dans ce cas, l'estimation directe de la discontinuité est traitée comme s'il s'agissait d'une valeur fixe, connue à l'avance. Cette approche ne tient pas compte de l'incertitude associée à l'utilisation d'une estimation de la discontinuité d'après les données d'enquête.

Méthode 4 : Comme la méthode 3, mais avec un coefficient de régression dépendant du temps pour la variable d'intervention du premier panel.

Les estimations directes des discontinuités fluctuent considérablement sur les six mois de l'essai parallèle (tableau 5.2). Pour assurer une transition sans heurts de l'ancien au nouveau plan, on envisage une

alternative à la méthode 3 où, durant l'essai parallèle, le coefficient de régression du premier panel est dépendant du temps et égal aux discontinuités mensuelles observées. Pour la période suivant l'essai parallèle, ce coefficient de régression est égal à la valeur moyenne de la discontinuité observée dans l'essai parallèle, soit

$$\beta_t^1 = \begin{cases} \hat{Y}_t^{\text{Nouveau}} - \hat{Y}_t^{\text{Ancien}} & \text{si } t \in [\tilde{t}, \dots, \tilde{t} + 5] \\ \bar{\beta}^1 & \text{si } t > \tilde{t} + 5. \end{cases}$$

Cette méthode consiste à remplacer les observations sous le nouveau plan par les observations sous l'ancien plan durant l'essai parallèle et suppose que les résultats sous l'ancien plan sont plus fiables durant cette période. Comme dans la méthode 3, l'incertitude associée à l'utilisation d'une estimation de la discontinuité d'après les données d'enquête n'est pas prise en compte.

Les quatre méthodes peuvent être appliquées au modèle (3.9) étendu au moyen d'une série auxiliaire sur le nombre de personnes officiellement inscrites au bureau de placement. Les deux méthodes suivantes sont prises en considération :

La méthode 5 équivaut à la méthode 1 appliquée au modèle (3.9).

La méthode 6 équivaut à la méthode 4 appliquée au modèle (3.9).

Dans la pratique, la méthode 1 serait prise en considération si aucun essai parallèle n'était disponible. Dans le cas d'un essai parallèle bien exécuté, la méthode 2 est probablement l'approche la plus naturelle, parce que l'estimation de la discontinuité fondée sur l'échantillon ainsi que son incertitude sont utilisées comme information a priori dans le modèle. Les renseignements sur l'échantillon qui deviennent disponibles après l'essai parallèle sous le nouveau plan sont encore utilisés pour améliorer l'estimation de la discontinuité. Les méthodes 3 et 4 sont considérées comme des alternatives à la méthode 2 pour une transition plus douce des estimations obtenues sous l'ancien plan jusqu'en juin 2010 aux estimations obtenues sous le nouveau plan à compter de juillet 2010. La méthode 3 pourrait donner de bons résultats si la variation entre les estimations mensuelles de la discontinuité durant l'essai parallèle est faible. En cas de fluctuations importantes des discontinuités mensuelles, on pourrait envisager la méthode 4 parce que, durant l'essai parallèle, chaque écart mensuel de l'estimation sous le nouveau plan est annulé par les discontinuités dépendantes du temps. La méthode 4 permettra donc d'assurer la transition la plus en douceur.

En cas d'information auxiliaire fiable et solide, chacune des méthodes peut être combinée au modèle (3.9). L'évolution de cette série auxiliaire ne doit toutefois pas être influencée par des facteurs non liés aux développements réels sur le marché du travail. La méthode 5 serait prise en considération si aucun essai parallèle n'était disponible. La série auxiliaire pourrait permettre des estimations plus précises de la discontinuité, de la tendance et du signal de la population active en chômage. En cas d'essai parallèle, la méthode 2 combinée au modèle (3.9) est probablement l'approche la plus naturelle pour des raisons semblables à celles mentionnées plus haut (résultats non présentés). On peut utiliser la méthode 6 pour assurer une transition plus harmonieuse de l'ancien plan au nouveau et des estimations plus précises de la tendance et du signal de la population active en chômage en tirant parti de l'information auxiliaire disponible. Pour des raisons semblables, la méthode 3 peut être combinée au modèle (3.9) (résultats non présentés).

7 Résultats

7.1 Résultats des estimations au niveau national

Des résultats sont présentés pour les données mensuelles sur la population active en chômage au niveau national. Les estimations filtrées des discontinuités des panels 1 et 2 sont représentées graphiquement à la figure 7.1. La figure 7.2 compare les estimations filtrées du BGR du panel 2 selon les six différentes méthodes de janvier 2006 à mars 2012, ainsi que le BGR filtré obtenu sous les anciennes données jusqu'en juin 2010. Les résultats des autres panels sont semblables et ont donc été omis. La figure 7.3 compare les estimations de la tendance filtrée selon les six différentes méthodes de juillet 2009 à mars 2012 à celles de la tendance filtrée obtenues sous les anciennes données jusqu'en juin 2010.

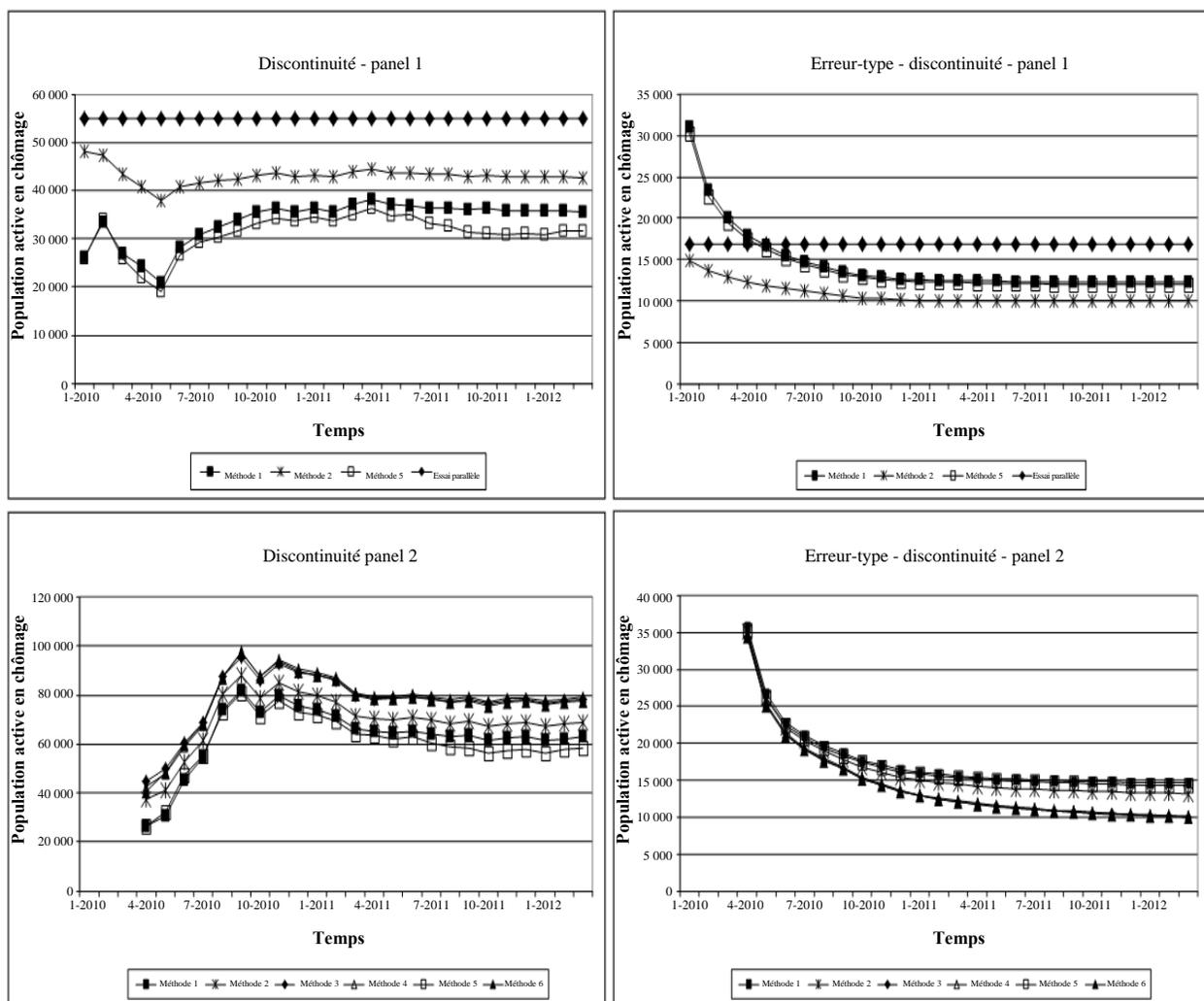


Figure 7.1 Estimations filtrées pour les discontinuités et leurs erreurs-types; janvier 2010 – mars 2012, panels 1 et 2 – données mensuelles sur la population active en chômage au niveau national de janvier 2010 à mars 2012.

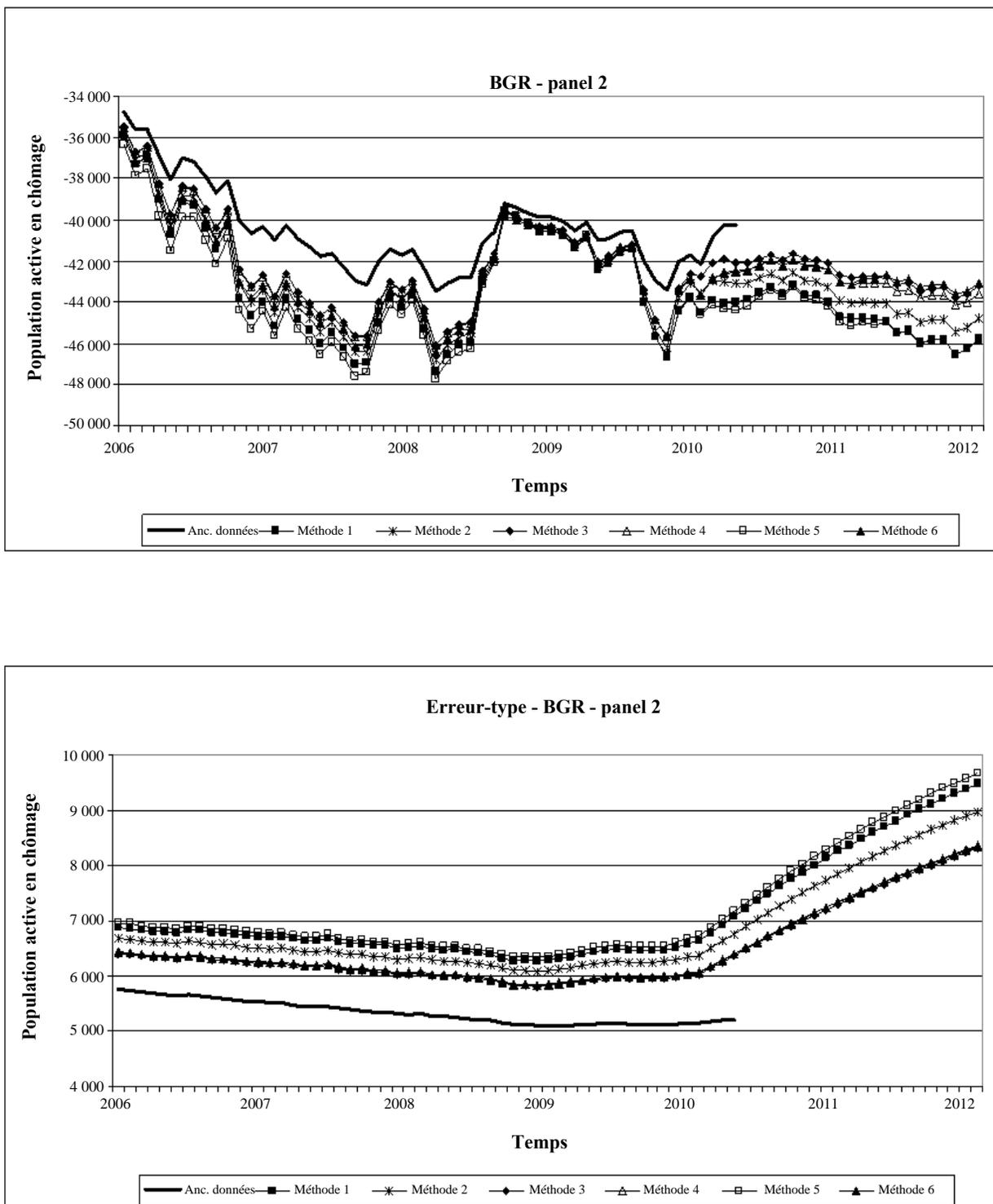


Figure 7.2 Estimations filtrées du BGR et leurs erreurs-types; panel 2 – données mensuelles sur la population active en chômage au niveau national de janvier 2006 à mars 2012 pour six différentes méthodes qui tiennent compte des discontinuités et les anciennes données.

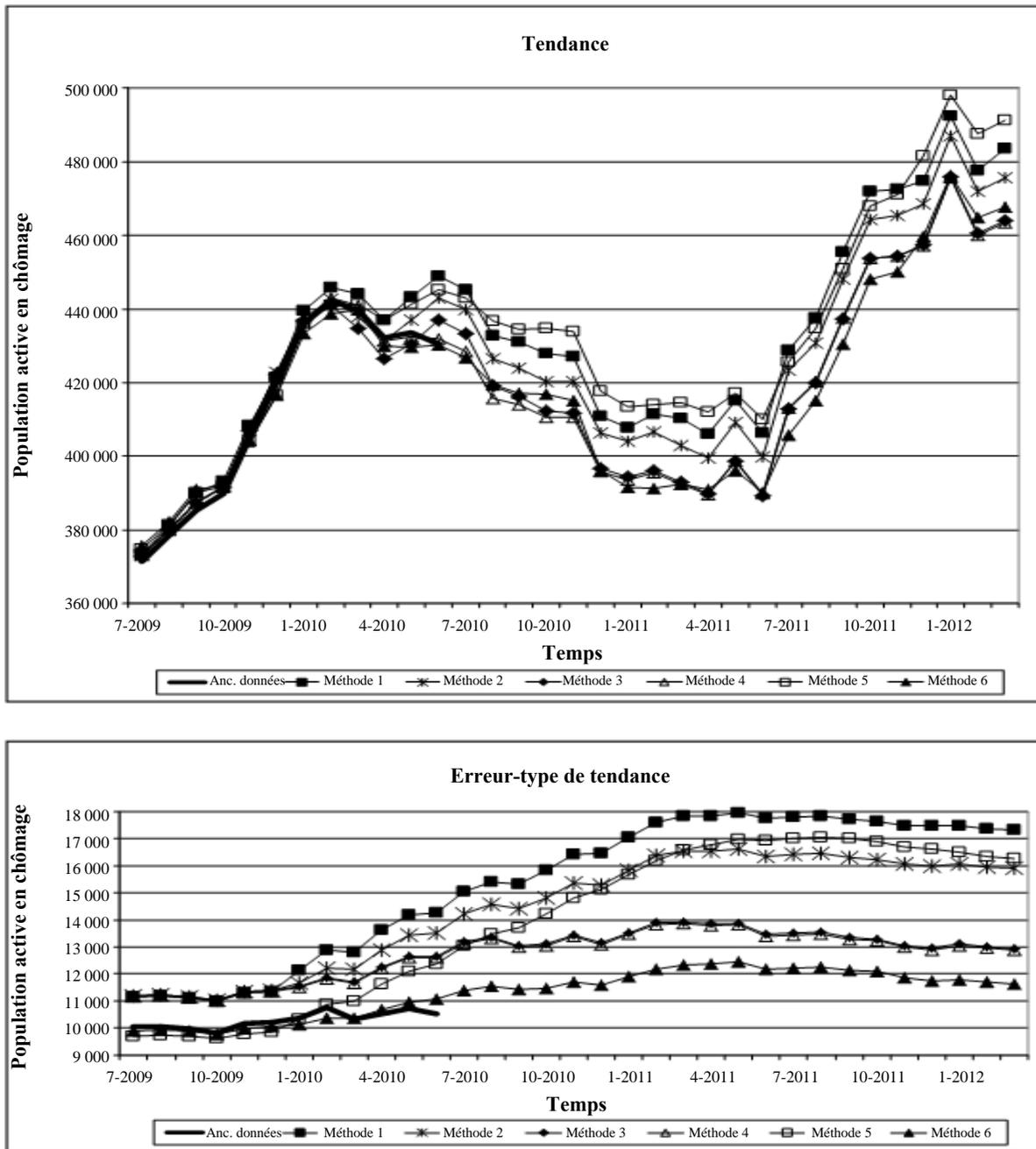


Figure 7.3 Tendence filtrée des données mensuelles sur la population active en chômage au niveau national et leurs erreurs-types de juillet 2009 à mars 2012 pour six différentes méthodes qui tiennent compte des discontinuités et les anciennes données.

La figure 7.1 montre que les différentes méthodes mènent à différentes estimations des discontinuités. Les estimations filtrées du coefficient de régression de la variable d'intervention dans le premier panel sont systématiquement plus petites que l'estimation directe obtenue lors de l'essai parallèle. La plus petite estimation est obtenue lorsqu'on utilise une loi a priori diffuse pour initialiser ce coefficient de régression

(méthodes 1 et 5). L'extension du modèle au moyen d'une série auxiliaire a donné lieu à une estimation légèrement plus faible (comparer les méthodes 1 et 5). En utilisant l'estimation directe de l'essai parallèle comme loi a priori exacte pour le coefficient de régression (méthode 2), on obtient, comme prévu, une estimation plus proche de l'estimation directe obtenue lors de l'essai parallèle.

Les erreurs-types des coefficients de régression des interventions suivent une tendance croissante exponentielle lisse. Seulement cinq mois après la transition au nouveau plan, les erreurs-types des coefficients de régression initialisés au moyen d'une loi a priori diffuse étaient inférieures à l'erreur-type de l'estimation directe de la discontinuité obtenue lors de l'essai parallèle. Les erreurs-types des coefficients de régression initialisés au moyen d'une loi a priori exacte étaient, comme prévu, immédiatement inférieures à l'erreur-type de l'estimation directe.

Les discontinuités estimées des panels 2 à 5 inclusivement suivent la même tendance que les estimations observées dans le panel 1. Les méthodes qui donnent de petites estimations de la discontinuité du panel 1 ont aussi les plus faibles estimations des panels subséquents et vice versa. Comme il est décrit ci-après, l'estimation de la discontinuité du premier panel influence fortement le niveau estimé de la tendance. Cela explique pourquoi la méthode utilisée pour quantifier la discontinuité du premier panel influence aussi les discontinuités estimées des panels subséquents. L'extension du modèle au moyen d'une série auxiliaire n'affecte guère les discontinuités estimatives (méthode 6 par rapport aux méthodes 3 et 4; méthode 5 par rapport à la méthode 2). En moyenne, les coefficients de régression estimés se stabilisent plus ou moins à peu près un an après la transition. En utilisant la loi a priori exacte dans le premier panel (méthode 2), on obtient une estimation stable de la discontinuité du premier panel après environ six mois. La série auxiliaire ne réduit toutefois pas la période requise pour obtenir une estimation stable.

Les estimations filtrées des discontinuités sont affectées par le choix de modèle pour le BGR. Comme le modèle pour le BGR est dépendant du temps, les estimations filtrées pour le BGR peuvent absorber en partie les discontinuités induites par le remaniement. Les estimations filtrées pour les coefficients de régression ne reflètent donc pas l'effet absolu du remaniement. Elles permettent toutefois d'éviter les erreurs de spécification du modèle attribuables aux discontinuités dans la série d'intrants. On peut obtenir des estimations plus réalistes des discontinuités en utilisant un modèle où le BGR ne varie pas dans le temps (c'est-à-dire, $\sigma_\lambda = 0$). Dans ce modèle, les discontinuités estimatives pour le premier panel augmentent effectivement avec environ 7 000 personnes selon les méthodes 1, 2 et 5 et se rapprochent de l'estimation directe pour la discontinuité observée dans l'essai parallèle (résultats non présentés).

Les erreurs-types des coefficients de régression des panels 2 à 5 inclusivement sont affectées par la méthode utilisée pour estimer la discontinuité du premier panel. Les méthodes 3, 4 et 6, qui utilisent l'estimation directe, obtenue lors de l'essai parallèle, de la discontinuité du premier panel, affichent les plus faibles erreurs-types et sont plus ou moins égales. Les méthodes 1 et 5, qui attribuent une loi a priori diffuse au coefficient de régression pour la discontinuité du premier panel, affichent les plus grandes erreurs-types pour les discontinuités dans les panels subséquents. La méthode 2, qui utilise une loi a priori exacte dans le premier panel, affiche des erreurs-types intermédiaires.

La figure 7.2 montre que le BGR filtré est aussi influencé par le terme d'intervention et la méthode utilisée pour estimer la discontinuité dans le premier panel. Le plus frappant est la différence entre le BGR lié aux données observées selon l'ancienne approche seulement et le BGR obtenu à l'aide des six méthodes qui incluent les données selon la nouvelle approche, durant la période précédant la transition

au nouveau plan. Ces différences peuvent s'expliquer par les écarts entre les estimations du MV pour l'hyperparamètre du BGR ($\hat{\sigma}_\lambda$). L'ajout des données observées sous le nouveau plan et l'intégration d'un terme d'intervention approprié au modèle font augmenter $\hat{\sigma}_\lambda$ d'un facteur d'environ 1,4 (comparer les tableaux 4.1 et 7.2).

La transition au nouveau plan réduit la volatilité des estimations du BGR. Le niveau du BGR après la transition dépend également de la méthode employée pour quantifier la discontinuité dans le premier panel. Comme il est expliqué ci-après, la valeur de la discontinuité dans le premier panel détermine le niveau de la tendance du premier panel et donc aussi le biais relatif, c'est-à-dire le BGR, des panels subséquents par rapport au premier panel.

L'évolution des erreurs-types du BGR filtré montre une tendance lisse. Les erreurs-types du BGR sous l'ancien plan sont substantiellement plus petites, car l'estimation du MV pour l'hyperparamètre est plus faible que selon les méthodes incluant les données observées sous le nouveau plan. L'introduction des cinq variables d'intervention en janvier 2010 a injecté une plus grande incertitude dans le BGR estimé, ce qui s'est traduit par une augmentation constante des erreurs-types après janvier 2010. Il est remarquable que celles-ci ne se soient pas stabilisées durant la période observée, contrairement aux erreurs-types des tendances (voir ci-après). Cela pourrait s'expliquer par le fait que les discontinuités influencent simultanément les variables d'intervention et les paramètres du BGR et pourrait indiquer qu'un modèle où le BGR dépend du temps a du mal à distinguer les deux effets. Par contraste, un modèle au BGR constant donne une erreur-type constante pour le BGR après la transition. Les problèmes associés à l'identification du modèle ont augmenté avec la souplesse du BGR.

L'ordre des erreurs-types du BGR selon les six méthodes est égal aux résultats observés pour l'erreur-type des discontinuités. Les résultats sont similaires pour le BGR des trois autres panels.

La figure 7.3 montre que le niveau de la tendance (et du signal) dépend en grande partie du choix de la méthode utilisée pour estimer les discontinuités. Des estimations plus importantes des discontinuités ont fait baisser les niveaux de la tendance et vice versa. L'évolution de la tendance est plus ou moins semblable selon les six méthodes.

Avant la transition, les erreurs-types de la tendance sous le nouveau plan étaient plus importantes que selon la méthode qui utilise seulement les anciennes données, à l'exception des méthodes 5 et 6, qui se fondent sur le modèle étendu au moyen d'une variable auxiliaire. Cette différence peut être attribuée à la souplesse accrue du BGR, comme il est expliqué plus haut. Les méthodes 5 et 6 ont plus ou moins la même erreur-type que la méthode fondée sur les anciennes données seulement. Les termes de perturbation de la pente de la série auxiliaire et les données mensuelles sur la population active en chômage étaient fortement corrélés (environ 0,9), ce qui a entraîné une baisse substantielle de l'erreur-type de la tendance filtrée et neutralisé la hausse de l'erreur-type attribuable à la souplesse accrue du BGR.

Chaque fois qu'un panel passe au nouveau plan, l'erreur-type de la tendance filtrée augmente sous chacune des six méthodes et se stabilise après la transition du cinquième panel. Les méthodes 1 et 5, qui utilisent une loi a priori diffuse pour la discontinuité du premier panel, affichaient les plus fortes augmentations de l'erreur-type chaque fois qu'une nouvelle variable d'intervention modélisait la transition d'un panel au nouveau plan. Comme le montre la figure 7.1, ces deux méthodes donnent les plus grandes erreurs-types associées aux discontinuités des cinq panels. La méthode 5 aboutit à une plus faible erreur-type de la tendance que la méthode 1, car elle tire parti d'une série auxiliaire fortement corrélée. La

méthode 2, qui utilise une loi a priori exacte, suit plus ou moins la même tendance, mais produisait de plus petites augmentations de l'erreur-type. Les méthodes 3, 4 et 6, qui utilisent l'estimation directe de la discontinuité du premier panel, affichaient la plus faible hausse de l'erreur-type de la tendance, car elles avaient la plus petite erreur-type pour les quatre discontinuités des panels 2 à 5 inclusivement et ne tenaient pas compte de l'erreur-type de l'estimation directe de la discontinuité dans le premier panel. Les erreurs-types selon les méthodes 3 et 4 étaient égales. Les erreurs-types selon la méthode 6 étaient plus faibles, car cette méthode bénéficiait de la série auxiliaire corrélée.

Au lieu de présenter les résultats pour les pentes filtrées et les effets saisonniers, nous mentionnons simplement que les erreurs-types de ces variables d'état ne sont pas affectées par la transition des différents panels au nouveau plan.

7.2 Résultats des estimations pour les domaines

Grosso modo, des résultats semblables sont observés pour les six domaines. Le tableau 7.1 résume la tendance et les discontinuités du premier panel ainsi que la moyenne de leurs erreurs-types sur les 12 derniers mois dans les six domaines et au niveau national pour les six méthodes. Les estimations du MV pour la corrélation entre les perturbations des pentes sont aussi incluses dans les méthodes 5 et 6. Les différences entre les estimations directes des discontinuités et les coefficients de régression de l'intervention dans le premier panel sont parfois plus importantes qu'au niveau national. Cela est à prévoir, car l'échantillon des domaines est plus petit, de sorte que les estimations directes des discontinuités sont moins précises.

Les méthodes 5 et 6, qui tirent parti d'une série auxiliaire corrélée, affichaient une plus forte baisse de l'erreur-type de la tendance filtrée dans certains des domaines qu'au niveau national. Dans ces cas, les estimations du MV de la corrélation étaient plus grandes et parfois égales à un, ce qui suggère que la tendance de la série auxiliaire et celle de la population active en chômage sont ou ont tendance à être cointégrées.

Tableau 7.1

Moyenne de la tendance et des discontinuités du panel 1 calculée sur les 12 derniers mois au niveau national et dans les six domaines selon les six différentes méthodes utilisées pour quantifier la discontinuité du premier panel. Les erreurs-types sont indiquées entre parenthèses

Paramètre	Méthode	Niveau national	Hommes 15-24	Femmes 15-24	Hommes 25-44	Femmes 25-44	Hommes 45-64	Femmes 45-64
Tendance	1	452 (18)	58 (5)	40 (5)	78 (8)	100 (7)	87 (7)	82 (6)
	2	445 (16)	53 (5)	41 (5)	83 (8)	95 (7)	85 (7)	79 (6)
	3	435 (13)	45 (4)	44 (4)	95 (6)	83 (5)	82 (5)	73 (4)
	4	434 (13)	45 (4)	44 (4)	95 (6)	83 (5)	82 (5)	73 (4)
	5	454 (17)	58 (4)	43 (4)	78 (8)	98 (6)	77 (4)	83 (6)
	6	433 (12)	45 (4)	45 (3)	92 (5)	83 (3)	76 (3)	74 (4)
Disc. panel 1	1	36 (12)	5 (4)	11 (4)	17 (6)	3 (5)	2 (5)	-4 (5)
	2	43 (10)	11 (3)	10 (3)	11 (5)	8 (4)	3 (4)	-2 (4)
	5	33 (12)	6 (3)	10 (4)	15 (6)	5 (5)	5 (4)	-5 (5)
	3, 4, 6	55 (17)	19 (6)	7 (6)	-1 (9)	20 (8)	6 (8)	4 (7)
Corr. pente	5	0,93	0,98	0,99	0,93	0,99	1,00	0,87
	6	0,88	0,72	1,00	0,99	1,00	1,00	0,90

7.3 Choix du modèle

En conséquence de la forte corrélation entre les perturbations des pentes, la série auxiliaire a un effet notable sur le niveau de la tendance filtrée. L'utilisation d'un modèle qui comprend cette série auxiliaire implique donc une grande confiance dans la qualité de la série auxiliaire. Les modifications apportées aux lois touchant les prestations d'assurance-emploi et les avantages sociaux, ou les changements soudains dans le mode de fonctionnement du bureau de placement, peuvent entraîner des différences soudaines ou graduelles dans le nombre de personnes officiellement inscrites au bureau de placement. Cela ne constituerait pas un problème si les estimations du MV pour la corrélation entre les perturbations des pentes étaient plus faibles. Les simulations où des ruptures de niveau et des perturbations croissantes graduelles sont ajoutées à la série auxiliaire révèlent un retard inacceptable dans l'ajustement des estimations du MV de la corrélation. La série auxiliaire peut donc fausser les estimations de la tendance filtrée pour les données mensuelles sur la population active en chômage (résultats non présentés). Comme on sait que l'évolution de la série du nombre de personnes officiellement inscrites au bureau de placement est influencée par les facteurs susmentionnés, qui n'ont rien à voir avec les développements économiques, il a été décidé de ne pas choisir les méthodes 5 ou 6 pour produire les données mensuelles sur le chômage.

Selon les diagnostics du modèle, mentionnés dans le deuxième paragraphe de la section 4, les innovations sous le modèle (3.9) affichent un plus grand degré d'autocorrélation et des écarts légèrement plus prononcés par rapport à l'hypothèse de normalité que sous le modèle (3.1). Les diagnostics du modèle pour les quatre méthodes basées sur le modèle (3.1) se ressemblent beaucoup et n'indiquent pas de violations importantes de l'hypothèse d'une répartition normale et indépendante des innovations. Les diagnostics du modèle n'aident pas à faire une plus grande distinction entre les différentes méthodes qui s'appuient sur le même modèle (modèle (3.1) ou (3.9)), et ce, en conséquence de l'échange entre les estimations des discontinuités et la tendance. Comme il est expliqué plus haut, l'augmentation de la discontinuité estimée est neutralisée par l'effet opposé sur la tendance filtrée et le BGR. Par conséquent, les prédictions une étape à l'avance pour les signaux et les innovations dans les différents panels sont plus ou moins égales selon toutes les méthodes.

Le principal objet de la modélisation des discontinuités est d'éviter que les développements des indicateurs de la population active ne soient faussés par la transition au nouveau processus d'enquête. La méthode préférée donne la description la plus exacte du développement des données mensuelles sur la population active. On peut donc choisir entre les méthodes 1 à 4 inclusivement en fonction de la confiance accordée aux différentes estimations des discontinuités, en utilisant des informations additionnelles telles que les connaissances des experts en la matière. La comparaison des tendances filtrées selon les différentes méthodes aux chiffres publiés officiels durant l'essai parallèle aide aussi à déterminer la méthode qui permet la transition la plus douce.

Comme il est expliqué dans la section 5, les estimations des modèles obtenues selon les anciennes données ont servi à calculer les données mensuelles officielles publiées jusqu'en juin 2010. Le chiffre à publier pour juillet 2010 doit se fonder sur une des nouvelles méthodes, où les observations des séries chronologiques du premier panel sont passées de l'ancienne à la nouvelle méthode en janvier 2010 (section 5). Il découle de la figure 7.3 que la tendance filtrée obtenue au moyen de la méthode 4 durant l'essai parallèle est, selon les méthodes basées sur le modèle (3.1), la plus proche de la tendance officielle publiée obtenue à l'aide des anciennes données. On peut donc s'attendre à ce que cette méthode assure la plus douce transition durant le mois où les données calculées selon la nouvelle approche sont utilisées

pour la première fois. Selon les experts du marché du travail, rien n'indiquait que la tendance constante à la baisse des chiffres mensuels sur la population active en chômage pourrait se transformer en tendance à la hausse à ce moment-là. Il découle de la figure 7.3 que la méthode 4 est la seule méthode basée sur le modèle (3.1) qui a abouti à une tendance continue à la baisse.

En se fondant sur les considérations précitées, on a fini par choisir la méthode 4 pour la production des statistiques mensuelles officielles sur la population active. La méthode 4 a permis de ramener les estimations GREG du premier panel aux résultats obtenus sous l'ancien plan durant l'essai parallèle, ce qui a assuré la transition la plus douce et la plus plausible à la nouvelle méthode.

7.4 Mise en œuvre

Les estimations du MV pour les hyperparamètres basées sur la méthode 4 au niveau national et dans les six domaines sont présentées au tableau 7.2. La figure 7.4 présente les cinq séries GREG avec la tendance filtrée basée sur le modèle, qui est actuellement utilisée pour produire des estimations officielles fondées sur un modèle des données mensuelles sur la population active en chômage. Les détails de la figure ne sont pas importants. L'objet est d'illustrer le bruit des cinq séries d'intrants des estimations GREG et de montrer comment on obtient une tendance filtrée à partir de ces intrants avec le modèle de séries chronologiques. Avant 2010, le niveau de la tendance filtrée était égal au niveau des estimations GREG du premier panel, puisque le modèle élimine le BGR en étalonnant les résultats en fonction du niveau de la série obtenue dans le premier panel. La transition au nouveau plan a commencé en 2010. Les discontinuités ont fait augmenter les niveaux de la série d'estimations GREG des cinq panels. Dans cette application, le modèle de séries chronologiques permet d'estimer les chiffres corrigés pour ces discontinuités. En conséquence, la tendance filtrée descend au-dessous du niveau de la série observé dans le premier panel après 2010.

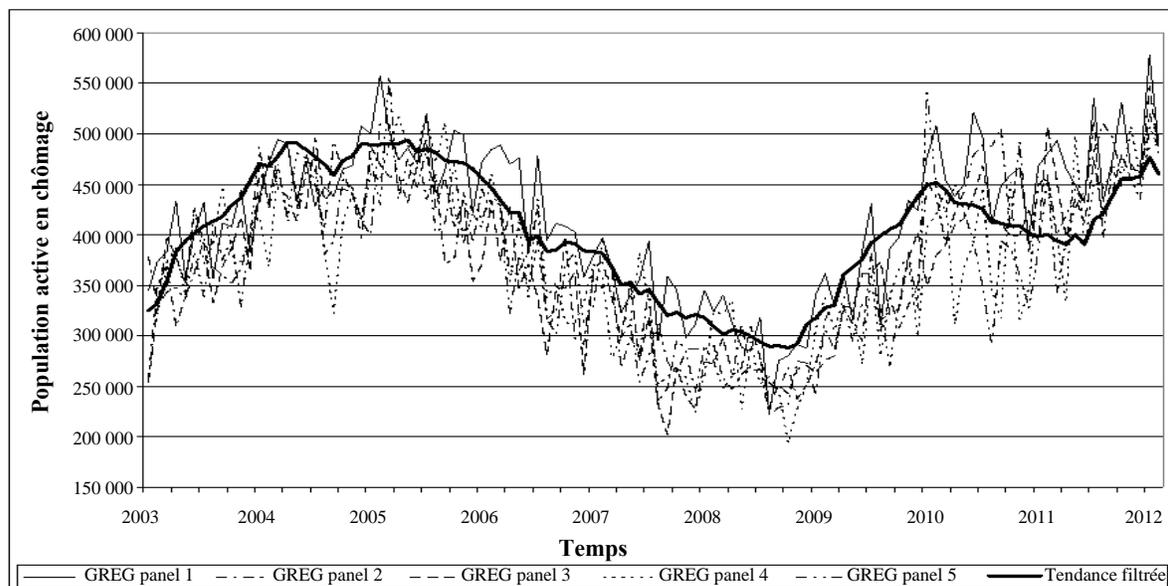


Figure 7.4 Population active en chômage au niveau national; estimations GREG des cinq panels et tendance filtrée fondée sur un modèle de séries chronologiques structurel.

Tableau 7.2

Estimations du MV des hyperparamètres pour les données mensuelles sur la population active en chômage après le remaniement de l'enquête. Les valeurs sont exprimées sous forme d'écart-types

Écart-type		Niveau national	Hommes 15-24	Femmes 15-24	Hommes 25-44	Femmes 25-44	Hommes 45-64	Femmes 45-64
Pente	$(\hat{\sigma}_\eta)$	2 423	292	221	703	561	451	207
Saisonnier	$(\hat{\sigma}_\omega)$	0,01	0,09	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
BGR	$(\hat{\sigma}_\lambda)$	1 218	931	654	316	567	272	418
Bruit blanc	$(\hat{\sigma}_\varepsilon)$	7 720	1 663	3 348	4 128	4 540	4 383	3
Erreur d'enquête - panel 1	$(\hat{\sigma}_{e1})$	0,99	0,93	1,02	1,03	0,97	0,99	1,13
Erreur d'enquête - panel 2	$(\hat{\sigma}_{e2})$	1,03	0,95	1,10	1,16	1,00	1,18	1,14
Erreur d'enquête - panel 3	$(\hat{\sigma}_{e3})$	0,96	1,05	1,15	1,15	1,00	1,18	1,00
Erreur d'enquête - panel 4	$(\hat{\sigma}_{e4})$	1,12	1,05	1,17	1,16	1,03	1,13	1,07
Erreur d'enquête - panel 5	$(\hat{\sigma}_{e5})$	1,13	1,02	1,08	1,11	1,04	1,17	1,01
Autocorrélation	$(\hat{\rho})$	0,257	0,130	0,212	0,430	0,245	0,456	0,411

Les estimations des hyperparamètres pour les erreurs d'enquête des panels 2, 3, 4 et 5 sont divisées par $(1 - \hat{\rho}^2)$. Les hyperparamètres pour les erreurs d'enquête se situent donc autour de 1, comme prévu.

Les estimations filtrées examinées jusqu'ici montrent comment l'approche des espaces d'états permet d'obtenir des estimations contemporaines pour la production des statistiques officielles, c'est-à-dire les estimations optimales pour la période t basées sur l'information provenant de l'échantillon observée jusqu'à la période t . Ces estimations filtrées peuvent toutefois être améliorées si de nouvelles informations deviennent disponibles après la période t . Bien que *Statistics Netherlands* ne révise pas les estimations contemporaines à l'heure actuelle, il est intéressant d'analyser la mesure dans laquelle les estimations filtrées sont ajustées lorsqu'on utilise les informations qui deviennent disponibles après un, deux ou trois mois pour les mettre à jour. La figure 7.5 compare la tendance filtrée ($L_{t|t}$) aux estimations basées sur l'information disponible un ($L_{t|t+1}$), deux ($L_{t|t+2}$) et trois ($L_{t|t+3}$) mois après la période t pour la population active en chômage au niveau national. La série lissée basée sur la série complète est aussi incluse dans cette figure.

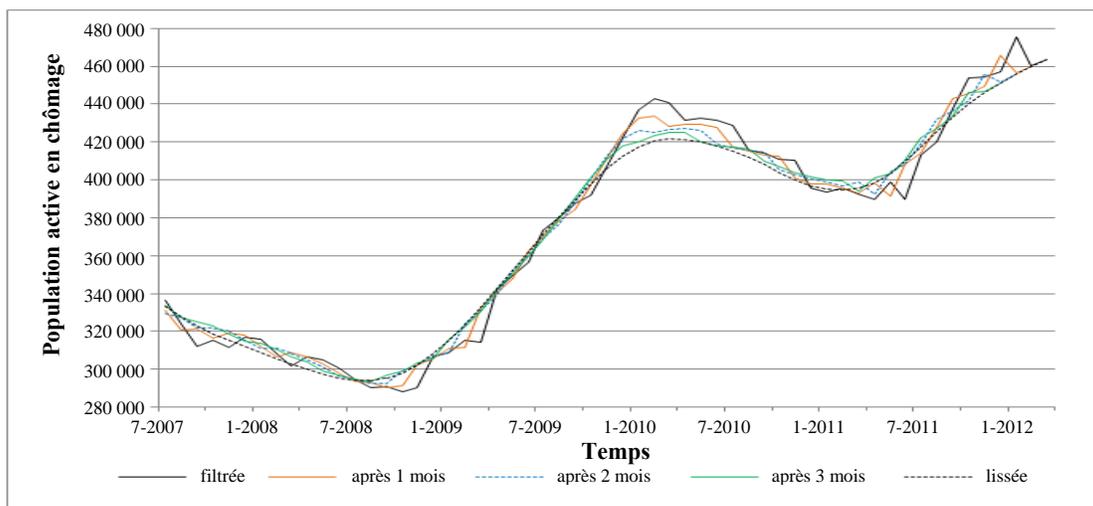


Figure 7.5 Comparaison de la tendance filtrée, révisions après un mois ($L_{t|t+1}$), deux mois ($L_{t|t+2}$), trois mois ($L_{t|t+3}$), et tendance lissée pour la population active en chômage au niveau national.

Les révisions les plus importantes se produisent lorsqu'on utilise l'information disponible après les trois premiers mois pour mettre à jour les estimations filtrées. Les estimations basées sur l'information observée après trois mois approchent déjà les estimations lissées. En outre, les révisions apportées durant la période de transition, qui a commencé en janvier 2010, sont plus importantes que durant les autres périodes à cause de l'introduction des variables d'intervention. Particulièrement durant cette période, les estimations des variables d'intervention se fondent sur quelques observations sous le nouveau plan, ce qui entraîne d'importantes révisions pour tenir compte des discontinuités. Cela se reflète dans les révisions plus importantes pour la tendance durant la période de transition. Dans cette application, l'information additionnelle qui devient disponible au cours des deux ou trois premiers mois suivant la période t semble suffisante pour améliorer l'estimation mensuelle pour la période t . On pourrait donc considérer que les estimations finales pour la période t se fondent sur l'information observée jusqu'en $t + 2$ ou $t + 3$.

8 Discussion

Les instituts nationaux de statistique font une grande utilisation des estimateurs GREG pour produire les statistiques officielles. Ces estimateurs ont plusieurs avantages : ils sont robustes aux erreurs de spécification du modèle, réduisent la variance par rapport au plan et corrigent au moins partiellement le biais de sélection dans le cas des modèles de pondération bien définis. En outre, ils produisent des estimations de domaine qui sont convergentes par définition, et ils sont relativement faciles à utiliser dans les processus de production puisqu'un seul ensemble de poids est requis pour estimer tous les tableaux de sortie possibles dans une enquête polyvalente.

En revanche, les estimateurs GREG ont des variances inacceptablement élevées par rapport au plan dans le cas des échantillons de petite taille et ne traitent pas le biais de mesure de façon efficace. L'EPA des Pays-Bas est un exemple de cas où ces problèmes exigent des procédures d'estimation additionnelles. La taille de l'échantillon est trop petite pour produire des données mensuelles suffisamment précises sur la population active avec l'estimateur GREG. Le plan avec renouvellement de panel et le remaniement important du processus d'enquête font ressortir les différences dans le biais de mesure et compromettent la comparabilité des résultats au fil du temps. On peut régler ces problèmes simultanément au moyen d'un modèle de séries chronologiques structurel multivarié qui utilise la série d'estimations GREG pour les différents panels comme données d'entrée. La méthode des séries chronologiques combine les points forts de l'estimateur GREG et les avantages d'une approche fondée sur un modèle. Comme les séries chronologiques d'estimations GREG et leurs erreurs-types sont utilisées comme séries d'intrants, la méthode tient compte de la complexité du plan d'échantillonnage et corrige les probabilités inégales de sélection et la non-réponse sélective. Le modèle de séries chronologiques tient compte des petites tailles d'échantillon en tirant parti de l'information sur l'échantillon observée au cours des périodes précédentes, de l'autocorrélation des erreurs d'enquête, du biais de groupe de renouvellement en étalonnant les estimations au niveau du premier panel, et des discontinuités qui découlent du remaniement important d'une enquête.

Nous avons examiné comment on peut étendre le modèle au moyen d'une série auxiliaire fortement corrélée, qui est le nombre de personnes officiellement inscrites au bureau de placement dans cette application. L'information auxiliaire réduit encore davantage l'erreur-type de la tendance et du signal

filtrés. Les niveaux des estimations filtrées sont eux aussi affectés par la variable auxiliaire. Comme il existe de fortes indications que l'évolution de la série auxiliaire est affectée par des facteurs autres que les cycles économiques et que cela fausse la tendance filtrée mensuelle de la population active en chômage, il a été décidé de ne pas utiliser cette information dans le modèle qui a fini par être choisi. Dans cette application, la série auxiliaire influence à peine les discontinuités estimées. Cette conclusion ne peut toutefois pas être généralisée. Si, par exemple, le moment de la transition coïncidait avec une véritable rupture dans l'évolution de la variable d'intérêt, la série auxiliaire devrait contenir des ruptures semblables et pourrait fournir des renseignements additionnels utiles pour bien distinguer les discontinuités des développements réels.

En l'absence d'essai parallèle, les discontinuités sont estimées au moyen d'une variable d'intervention dont le coefficient de régression a été initialisé à l'aide d'une loi a priori diffuse. Dans le cas d'un essai parallèle, les estimations directes des discontinuités fournissent des renseignements additionnels qui peuvent être utilisés dans le modèle de séries chronologiques. Une possibilité est d'utiliser l'estimation directe avec son erreur-type comme loi a priori exacte pour initialiser le coefficient de régression de la variable d'intervention. Une autre approche consiste à supposer que le coefficient de régression est égal à l'estimation directe. Cette approche traite l'information externe sur les discontinuités comme si elle était observée sans erreur. Un essai parallèle bien exécuté a l'avantage de fournir une estimation directe des discontinuités et ne dépend donc pas de l'hypothèse selon laquelle l'évolution des variables d'intérêt est saisie par les composantes des séries chronologiques autres que la variable d'intervention au moment de la transition.

Une conséquence de la modélisation des discontinuités est que les erreurs-types de la tendance et du signal filtrés augmentent chaque fois qu'un autre panel passe sous le nouveau plan, ce qui illustre l'importance d'attendre le plus longtemps possible avant de modifier le processus d'enquête et de limiter le nombre de remaniements.

En conclusion, le modèle de séries chronologiques proposé règle simultanément les problèmes associés aux petites tailles d'échantillon, au BGR dans un panel rotatif et aux discontinuités attribuables à un remaniement. Il permet à *Statistics Netherlands* de publier des données mensuelles réelles sur la population active, au lieu des chiffres trimestriels mobiles souvent utilisés comme approximations sous-optimales. Le modèle permet d'éviter la distorsion des développements réels des indicateurs mensuels de la population active causés par les changements soudains du biais de mesure durant le remaniement. La méthode est souple et d'intérêt général, car la plupart des instituts nationaux de statistique qui réalisent des enquêtes sur la population active utilisent des panels rotatifs. De plus, les remaniements des processus d'enquête visant à réduire les coûts d'administration ou à améliorer des méthodes dépassées sont inévitables, de sorte que la comparabilité des résultats diminue au fil du temps. Mentionnons enfin un intérêt croissant pour les estimations sur petits domaines étant donné les pressions constantes exercées pour réduire la taille des échantillons afin de respecter les contraintes budgétaires et d'alléger le fardeau de réponse.

Remerciements

Les auteurs désirent remercier les examinateurs, le rédacteur associé et Rita Gircour (*Statistics Netherlands*) pour leur lecture attentive de la première ébauche de cet article et pour leurs commentaires

constructifs. Les opinions exprimées dans le présent article sont celles des auteurs et ne reflètent pas forcément la politique de *Statistics Netherlands*.

Annexe

Le modèle de séries chronologiques structurel (3.1) permet de calculer les estimations mensuelles de la population active occupée, en chômage et totale au niveau national et dans chacun des six domaines. Les 21 paramètres de population sont représentés par $\theta_{t,l,m}$, où $l = 1, 2, 3$ désignent respectivement la population active occupée, en chômage et totale, $m = 1$ désigne le niveau national, et $m = 2, \dots, 7$ désignent les six domaines. Pour les paramètres de population, les exigences de convergence suivantes s'appliquent :

$$\theta_{t,1,m} + \theta_{t,2,m} - \theta_{t,3,m} = 0, m = 1, \dots, 7 \quad (\text{A.1})$$

$$\sum_{m=2}^7 \theta_{t,l,m} = \theta_{t,l,1}, l = 1, 2, 3. \quad (\text{A.2})$$

L'indice m s'applique à l'intérieur de l , qui, à son tour, s'applique à l'intérieur de t . Comme le modèle de séries chronologiques (3.1) est appliqué à chaque paramètre de population séparément, les exigences (A.1) et (A.2) ne s'appliquent pas aux estimations des modèles. Elles sont donc rétablies au moyen d'une fonction de Lagrange. Les estimations des modèles au niveau national sont modifiées le moins possible, parce qu'elles sont basées sur des échantillons considérablement plus grands que celles des six domaines. On atteint donc la convergence en deux étapes, lesquelles sont spécifiées pour les tendances filtrées. On peut calculer des signaux filtrés convergents de manière semblable.

Soit $L_{t,l,m}$ la tendance filtrée pour $\theta_{t,l,m}$. Dans la première étape, les exigences de l'équation (A.1) au niveau national ($m = 1$) sont prises en compte. L'exigence de convergence peut prendre la forme $\Delta^{[1]} \mathbf{L}_t^{[1]} = 0$ où $\mathbf{L}_t^{[1]} = (L_{t,1,1}, L_{t,2,1}, L_{t,3,1})^T$ est un vecteur des estimations de modèles pour les trois tendances au niveau national et $\Delta^{[1]} = (1, 1, -1)$ est une matrice 3×1 spécifiant l'exigence (A.1). Les estimations ajustées qui satisfont à l'exigence (A.1) sont calculées à l'aide de la fonction de Lagrange :

$$\mathbf{L}_{t,\text{adj}}^{[1]} = \mathbf{L}_t^{[1]} - \mathbf{V}_t^{[1]} \Delta^{[1]T} (\Delta^{[1]} \mathbf{V}_t^{[1]} \Delta^{[1]T})^{-1} \Delta^{[1]} \mathbf{L}_t^{[1]} \quad (\text{A.3})$$

où $\mathbf{L}_{t,\text{adj}}^{[1]} = (L_{t,1,1,\text{adj}}, L_{t,2,1,\text{adj}}, L_{t,3,1,\text{adj}})^T$ représente les tendances filtrées ajustées. Dans le cas idéal, $\mathbf{V}_t^{[1]}$ est la matrice de variance-covariance des estimations de la tendance $\mathbf{L}_t^{[1]}$. Les covariances des estimations des modèles n'étant pas connues, on utilise plutôt la matrice diagonale des variances.

Dans la deuxième étape, $\mathbf{L}_{t,\text{adj}}^{[1]}$ n'est plus modifié. Le vecteur des estimations de domaine $\mathbf{L}_t^{[2]} = (L_{t,1,2}, L_{t,1,3}, \dots, L_{t,1,7}, L_{t,2,2}, \dots, L_{t,2,7}, L_{t,3,2}, \dots, L_{t,3,7})^T$ est maintenant ajusté en fonction de l'équation (A.1) pour $m = 2, \dots, 7$ et de l'équation (A.2) pour $l = 1, 2$. L'équation (A.2) pour $l = 3$ est redondante et donc omise. Là encore, les exigences de convergence pour les tendances filtrées des domaines prennent la forme $\Delta^{[2]} \mathbf{L}_t^{[2]} = \mathbf{C}_t^{[2]}$, où

$$\Delta^{[2]} = \begin{pmatrix} \mathbf{I}_6 & \mathbf{I}_6 & -\mathbf{I}_6 \\ \mathbf{1}_6 & \mathbf{0}_6 & \mathbf{0}_6 \\ \mathbf{0}_6 & \mathbf{1}_6 & \mathbf{0}_6 \end{pmatrix},$$

$\mathbf{C}_t^{[2]} = (\mathbf{0}_6, L_{t,1,1,\text{adj}}, L_{t,2,1,\text{adj}})^T$, \mathbf{I}_6 est la matrice d'identité à six dimensions et $\mathbf{1}_6$ et $\mathbf{0}_6$ sont les vecteurs de ligne à six dimensions où chaque élément est égal à un ou zéro respectivement. Des estimations de domaine convergentes sont calculées à l'aide de la fonction de Lagrange :

$$\mathbf{L}_{t,\text{adj}}^{[2]} = \mathbf{L}_t^{[2]} - \mathbf{V}_t^{[2]} \Delta^{[2]T} (\Delta^{[2]}, \mathbf{V}_t^{[2]}, \Delta^{[2]T})^{-1} (\Delta^{[2]} \mathbf{L}_t^{[2]} - \mathbf{C}_t^{[2]}),$$

comme en (A.3). Dans ce cas, $\mathbf{V}_t^{[2]}$ est la matrice diagonale des variances des estimations de $\mathbf{L}_t^{[2]}$.

Bibliographie

- Bailar, B.A. (1975). The effects of rotation group bias on estimates from panel surveys. *Journal of the American Statistical Association*, 70, 23-30.
- Binder, D.A., et Dick, J.P. (1990). Méthode pour l'analyse des modèles ARMMI. *Techniques d'enquête*, 16, 2, 251-265.
- Doornik, J.A. (2009). An Object-oriented Matrix Programming Language Ox 6. Londres : Timberlake Consultants Press.
- Durbin, J., et Koopman, S.J. (2001). *Time Series Analysis by State Space Methods*. Oxford : Oxford University Press.
- Harvey, A.C., et Durbin, J. (1986). The effects of seat belt legislation on British road casualties: A case study in structural time series modelling. *Journal of the Royal Statistical Society, Series A*, 149, 187-227.
- Isaki, C.T., et Fuller, W.A. (1982). Survey design under the regression superpopulation model. *Journal of the American Statistical Association*, 77, 89-96.
- Koopman, S.J. (1997). Exact initial Kalman filtering and smoothing for non-stationary time series models. *Journal of the American Statistical Association*, 92, 1630-1638.
- Koopman, S.J., Shephard, N. et Doornik, J.A. (2008). *SsfPack 3.0: Statistical Algorithms for Models in State Space Form*. Londres : Timberlake Consultants Press.
- Pfeffermann, D. (1991). Estimation and seasonal adjustment of population means using data from repeated surveys. *Journal of Business & Economic Statistics*, 9, 163-175.
- Pfeffermann, D., Feder, M. et Signorelli, D. (1998). Estimation of autocorrelations of survey errors with application to trend estimation in small areas. *Journal of Business & Economic Statistics*, 16, 339-348.
- Rao, J.N.K. (2003). *Small Area Estimation*. New York : John Wiley & Sons, Inc.
- Robinson, P.M., et Särndal, C.-E. (1983). Asymptotic properties of the generalized regression estimator in probability sampling. *Sankhyā B*, 45, 240-248.

Särndal, C.-E., Swensson, B. et Wretman, J. (1992). *Model Assisted Survey Sampling*. New York : Springer Verlag.

U.S. Census Bureau (2009). X-12-ARIMA Reference Manual. Washington DC.

van den Brakel, J.A., et Krieg, S. (2009). Estimation du taux de chômage mensuel par modélisation structurelle de séries chronologiques dans un plan de sondage avec renouvellement de panel. *Techniques d'enquête*, 35, 2, 193-207.

van den Brakel, J.A., et Roels, J. (2010). Intervention analysis with state-space models to estimate discontinuities due to a survey redesign. *Annals of Applied Statistics*, 4, 1105-1138.